



Universidade de Aveiro
2017

Instituto Superior de Contabilidade e
Administração de Aveiro

Joana Catarina
P. Almeida Lopes

O Auditor e a deteção de fraude – uma revisão da literatura

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Contabilidade no ramo de auditoria, realizada sob a orientação científica da Doutora Helena Inácio, professora adjunta do Departamento de Contabilidade e Administração da Universidade de Aveiro

o júri

presidente

Professor Doutor João Francisco Carvalho de Sousa,
Professor Adjunto, Universidade de Aveiro

Professora Doutora Sara Alexandra Eira Serra,
Professora Adjunta, Instituto Politécnico do Cávado e do Ave

Professora Doutora Helena Coelho Inácio,
Professora Adjunta, Universidade de Aveiro

agradecimentos

À orientadora desta dissertação a Professora Doutora Helena Inácio, pela orientação prestada, pelo seu incentivo, disponibilidade e apoio que sempre demonstrou. Pela paciência, atenção, compreensão e ajuda prestadas. Aqui lhe exprimo a minha gratidão. Por saber o quão é difícil por vezes.

palavras-chave

Fraude, Determinantes da fraude, *Red flags*, Ferramentas de deteção de fraude

resumo

Em sociedades cada vez mais informadas e exigentes, a fraude torna-se cada vez menos tolerada, não obstante a ideia de a mesma estar cada vez mais presente. Paradoxalmente, trata-se de um problema de resolução praticamente impossível por estar associado à condição humana, mas que poderá ser minimizado através de ações eficazes e tempestivas.

A fraude pode revestir as mais diversas formas e envolver os mais diversos agentes, podendo estes fazer parte da organização, quer pertencendo à gestão de topo quer exercendo as funções mais básicas, ou serem externos à mesma (clientes, fornecedores, etc.). A fraude é frequentemente tipificada em corrupção, apropriação indevida de ativos e fraude de demonstrações financeiras.

Qualquer um dos tipos de fraude é influenciado por um ou vários fatores (sociais, económicos, etc.) que conduz o indivíduo à execução do ato. Os indivíduos que cometem este tipo de atos fraudulentos têm atitudes que indicam ao auditor a possibilidade de ocorrência de algo suspeito, os denominados *red flags*.

No âmbito da presente dissertação procurou-se identificar o papel do auditor na deteção de fraudes e que abordagem aplicar nas diferentes situações. Com a análise dos estudos empíricos sobre a aplicação e a apresentação das diferentes ferramentas que auxiliam o auditor na análise dos dados das empresas, identificaram-se como mais eficazes e de grande utilidade para os auditores na deteção de fraude de demonstrações financeiras as técnicas das redes neurais, o mapa auto-organizado, o modelo de Beneish, a lei de Benford, as redes Bayesianas, a árvore de decisão, a análise de conteúdo, o *clustering* e a regressão logística.

Keywords

Fraud, Determinants of fraud, Red Flags, Fraud detection tools.

abstract

In increasingly informed and demanding societies, fraud becomes less and less tolerated, despite the idea that it is increasingly present. Paradoxically, it is a problem of resolution practically impossible because it is associated with the human condition, but can be minimized through effective and timely actions.

Fraud can take a variety of forms and involve a wide range of agents, who may be part of the organization, whether they belong to top management or perform the most basic functions, or be external to them (clients, suppliers, etc.). Fraud is often typified in corruption, misappropriation of assets, and fraud financial statements.

Either type of fraud is influenced by one or several factors (social, economic, etc.) that leads the individual to perform the act. Individuals who commits this type of fraudulent act have attitudes that indicate to the auditor the possibility of occurrence of something suspicious, the red flags.

In the scope of this dissertation, the paper sought to identify the role of the auditor in the detection of fraud and what approach to apply in different situations. With the analysis of the empirical studies on the application and presentation of the different tools that assist the auditor in the analysis of company data, they have identified themselves as more effective and of great use for the auditors in the detection of fraud of financial statements, neural networks techniques, self-organized map, Beneish model, Benford's Law, Bayesian networks, decision tree, content analysis, clustering and logistic regression.

Índice

Índice de Figuras	I
Índice de Gráficos.....	II
Índice de Quadros	III
1. Introdução.....	- 1 -
2. Fraude	- 3 -
2.1. Definição de Fraude.....	- 3 -
2.2. Tipos de Fraude	- 5 -
2.3. Determinantes da Fraude	- 10 -
3. Red Flags – Sinais de Alerta	- 19 -
4. O papel do auditor face à fraude.....	- 21 -
5. Métodos de deteção de fraude	- 27 -
5.1. Formas/vias para a deteção de fraude.....	- 27 -
5.2. Ferramentas de análise de dados	- 32 -
6. Investigação Empírica na área.....	- 39 -
7. Conclusões.....	- 47 -
Referências	- 51 -

Índice de Figuras

Figura 1 - Árvore da Fraude	- 6 -
Figura 2 - Triângulo da Fraude.....	- 14 -
Figura 3 - Diamante da Fraude	- 17 -
Figura 4 - Um novo diamante da fraude emerge com um elemento comum	- 18 -
Figura 5 - Métodos de exploração de dados mais usados, frequência de uso, descrição e aplicação aos negócios.....	- 44 -
Figura 6 - Técnicas de Detecção de Fraude	- 45 -

Índice de Gráficos

Gráfico 1 - Tipo de Fraude Ocupacional e sua Frequência 2012-2016.....- 8 -

Gráfico 2 - Red Flags comportamentais dos indivíduos que cometem fraude.....- 19 -

Índice de Quadros

Quadro 1 - Red Flags de Fraude de Demonstrações Financeiras - ISA 240	- 23 -
Quadro 2 - Red Flags de Apropriação Indevida de Ativos - ISA 240	- 24 -
Quadro 3 - TOP 10 - Red Flags de Fraude	- 26 -
Quadro 4 - Métodos de Detecção de Fraude-Comparação EUA e Europa	- 28 -
Quadro 5 - Benefícios e Limitações da análise de dados	- 31 -
Quadro 6 - Pontos Fracos e Pontos Fortes dos Métodos de Detecção	- 39 -
Quadro 7 - Comparação da aplicação dos modelos Beneish e Lei de Benford	- 41 -
Quadro 8 - Quadro Resumo	- 46 -

1. Introdução

O comportamento da organização em relação à sociedade em que opera tornou-se decisivo na avaliação do seu desempenho em geral e da sua capacidade de continuar a operar de forma eficaz. Assim, a ocorrência de uma fraude produz efeitos negativos neste relacionamento da organização com a sociedade.

Por outro lado, as sucessivas fraudes e escândalos financeiros, dos últimos anos, têm repercussões nos mercados de capitais e na confiança dos seus investidores, mas também na nossa sociedade.

“A apropriação indevida de ativos foi, de longe, a forma mais comum de fraude, ocorrendo em mais de 83% dos casos. A fraude das declarações financeiras estava no outro extremo do espectro, ocorrendo em menos de 10% dos casos. Os casos de corrupção caíram no meio, com 35,4% dos casos” (ACFE, 2016, p.4). No entanto, as perdas foram bastante superiores nos casos de fraude das demonstrações financeiras quando comparadas com os outros tipos. O relatório da *Association of Certified Fraud Examiners* (ACFE) de 2016 mostra que as tendências de fraude detetadas anteriormente continuam atuais, mostra ainda as novas tendências e demonstra que a ocorrência de fraude evoluiu ao longo do tempo e varia de acordo com as regiões.

A função social da auditoria é a de credibilizar a informação. Para tal, de acordo com a *International Standard on Auditing* (ISA 200) o auditor deve obter segurança razoável de que as demonstrações financeiras estão isentas de erros materiais, devido a erros quer intencionais quer não intencionais. Os erros intencionais são os que estão associados à fraude. Uma das preocupações do auditor reside em manter um risco de auditoria baixo, minimizando a probabilidade de emitir uma opinião inadequada quando as demonstrações financeiras contêm erros materiais.

Neste contexto, interessa ao auditor avaliar também o risco de fraude e aplicar meios que permitam detetar fraudes.

A fraude acontece quando há uma motivação, quando se percebe uma oportunidade de fazer fraude sem se ser apanhado, e quando se consegue racionalizar o próprio ato cometido. O atual estado da conjuntura económica (mundial e nacional) coloca uma maior pressão no fator motivação para a execução de atos fraudulentos.

Acresce que os indivíduos fraudadores em regra acabam por ter comportamentos que os denunciam. Por outro lado, a fraude pode deixar rasto através da incoerência de determinados dados. Assim, existem alertas que podem funcionar como indícios.

O objetivo desta dissertação é proceder a uma revisão da literatura sobre a fraude e os seus determinantes, e perceber o papel do auditor na deteção dos vários tipos de fraude financeira e a abordagem a aplicar, ou seja, que método de deteção se adequa mais a cada tipo de fraude financeira.

Assim, partimos da seguinte questão de investigação:

- O auditor e a deteção de fraude: qual o papel e técnicas a aplicar?

Num primeiro momento através da revisão da literatura caracteriza-se a fraude, discute-se o papel do auditor face á fraude e apresentam-se as técnicas de deteção de fraude existentes. Num segundo momento, através da análise de estudos empíricos sobre a aplicação das técnicas de fraude, identificam-se as que se adequam mais a cada tipo de fraude.

Para atingir o objetivo pretendido a dissertação está dividida em 7 pontos diferentes: no primeiro introduz-se o tema de estudo, a sua importância, o seu objetivo, a questão à qual deve dar resposta e a estrutura da dissertação; no segundo ponto apresenta-se uma definição aprofundada do que é a fraude e os tipos de fraude existentes, em especial a fraude financeira; no terceiro ponto apresentam-se os diferentes determinantes da fraude; no quarto ponto apresenta-se o papel do auditor face à fraude; no quinto ponto resumem-se os meios de deteção de fraude e a sua aplicação na auditoria, no sexto ponto analisam-se os resultados obtidos na investigação empírica sobre a aplicação das ferramentas de deteção de fraude nos diferentes tipos de fraude financeira e, por fim, no último ponto apresenta-se as principais conclusões e as propostas de trabalho futuro.

2. Fraude

2.1. Definição de Fraude

Do latim *fraus* fraude significa coisas diferentes em diferentes circunstâncias.

A ISA 240 esclarece que o que define se é ou não fraude é o facto de a ação ser intencional ou não intencional. Fraude é um ato praticado intencionalmente, por pessoas dentro da sociedade ou por terceiros com o fim de obter benefícios injustos e ilegais.

A fraude é uma ação em que o objetivo é enganar pessoas ou empresas usualmente para obter bens materiais, serviços ou dinheiro dos mesmos. Uma fraude é uma ação que é contrária àquilo que é verdade, ao que é justo, e àquilo que é correto e honesto.

O conceito de fraude é apresentado em trabalhos e artigos de muitos autores, que se debruçam sobre esta problemática, em normas emitidas por organismos profissionais de auditoria, quer interna quer externa e, naturalmente nas normas jurídicas inerentes a esta temática.

Segundo o dicionário online da Porto Editora fraude é um ato de má fé praticado com o objetivo de enganar ou prejudicar alguém; burla; engano; logração; ato ou comportamento que é ilícito e punível por lei.¹

A definição de fraude está associada à de burla, que é um delito contra o património ou propriedade alheia. Consiste basicamente em enganar para obter um bem patrimonial, levando o enganado a crer que obterá algo que, na realidade, não existe.

Para Singleton e Singleton (2010) fraude é um termo genérico, envolve todos os meios que o ser humano pode inventar, que são usados por um indivíduo, para obter uma vantagem por meios ou representações falsas. Não pode ser estabelecida uma regra geral definitiva e invariável na definição de fraude, porque esta inclui surpresa, truques, destreza e formas injustas pelas quais o outro é enganado. Os únicos limites que definem a fraude são os que limitam a maldade humana. Os autores reconhecem ainda que nos

¹ <https://www.infopedia.pt/dicionarios/lingua-portuguesa/fraude>

dias de hoje o entendimento do que é a fraude passa pela desonestidade de forma intencional ou falsa representação de um facto material.

Assim fraude é uma ação tomada para enganar alguém, é um ato praticado com a intenção de ludibriar outros com o objetivo de atingir uma meta estabelecida, que pode ser ganhar um bem material ou um serviço desejado.

Nos termos do direito comum, existem quatro elementos gerais, que devem estar presentes, para que ocorra uma fraude: uma declaração material falsa; conhecimento de que a declaração era falsa no momento em que foi proferida; confiança na declaração falsa por parte da vítima; e danos daí resultantes.

Num contexto mais contabilístico, considera-se a fraude como um ato intencional, ilegítimo e doloso, com obtenção de benefícios ilegais ou ilícitos.

De acordo com Kranacher, Richard e Wells (2011, p.3) “a fraude pode abranger qualquer crime que para o ganho usa o engano como sua principal técnica, essa técnica é implementada através de esquemas: metodologias específicas usadas para executar e ocultar o ato fraudulento”.

Muitas vezes a fraude é confundida com irregularidade, sendo evidente que a fronteira entre as duas é subjetiva e, por vezes, arriscada, podendo ser potencialmente perigosa, pois nem tudo o que parece ser é de verdade, sobretudo, no binómio contabilidade/fiscalidade. Resumidamente podemos descrever irregularidade como ato intencional não doloso, revelando desconhecimento técnico sujeito a sanções, enquanto a fraude pressupõe dolo.

O conceito de fraude implica más artes que causam dolo, ou ainda, qualquer crime para a obtenção de lucro, utilizando como principal *modus operandus* o proveito. Há na fraude uma violação das boas práticas sociais, da ética e por vezes da própria lei, sempre com intenção de enganar, provocando um dano (frequentemente económico).

Segundo Pinheiro e Cunha (2003, p. 38) “a fraude caracteriza-se pela ação intencional e com dolo praticada por agentes internos ou externos à entidade de forma não autorizada com vista a atentar contra os ativos empresariais suprimindo destes resultados empresariais”.

De forma resumida e num sentido amplo, a fraude é um esquema ilícito criado para obter ganhos.

Após perceber o que é a fraude, é necessário identificar os tipos de fraude. Este tópico é abordado no ponto seguinte.

2.2. Tipos de Fraude

A fraude pode ser tipificada sob diferentes prismas, nomeadamente em termos dos seus perpetradores, das motivações e objetivos que lhe estão subjacentes, quer ainda das práticas e esquemas utilizados.

São exemplos a fraude cometida pela gestão que tendencialmente adultera as demonstrações financeiras de forma a passar uma melhor imagem da organização, ou ainda, para esconder algum benefício pessoal que obteve ou quer obter; a fraude cometida por funcionários com a apropriação indevida de ativos pertencentes à empresa, ou também, o conluio com um cliente ou fornecedor para obter ganhos financeiros extra empresa.

Da diversidade de comportamentos fraudulentos existentes, a literatura refere inúmeras terminologias, das quais se destaca a fraude ocupacional. Isto é, a utilização de um emprego para enriquecimento pessoal, através do uso deliberado dos recursos ou ativos da entidade empregadora. Comportamentos que incluem uma variedade de condutas de executivos, gestores e trabalhadores não especializados, abrangendo desde rebuscadas fraudes de investimento a pequenos furtos.

No fundo, a essência é o facto de a atividade ser ilegal e violar os deveres fiduciários do empregado para com a organização, ter a intenção de benefício financeiro direto ou indireto custando à organização ativos e receitas.

A ACFE apresenta uma definição de fraude ocupacional como sendo “o uso da ocupação para enriquecimento pessoal através do mau uso dos recursos ou ativos da organização.”

²

A fraude ocupacional é composta por três tipos de fraude: apropriação indevida de ativos; fraude das demonstrações financeiras e a corrupção que são refletidos na árvore da fraude (figura 1).

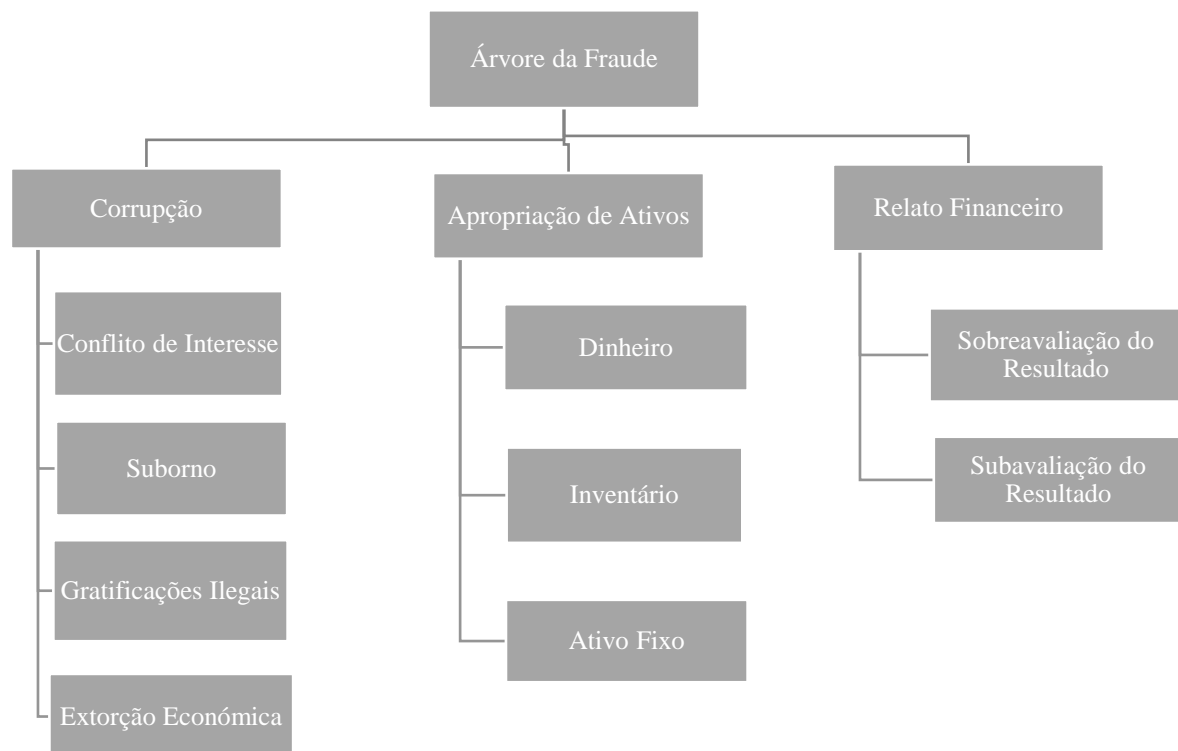


Figura 1 - Árvore da Fraude

Fonte: Adaptado de Singleton e Singleton (2010)

O risco de as demonstrações financeiras de uma entidade poderem estar distorcidas devido a fraude, esteve na origem da ISA 240 “As responsabilidades do auditor relativas a fraude numa auditoria de demonstrações financeiras”, na qual se define fraude como “um ato intencional praticado por um ou mais indivíduos de entre a gerência,

² <http://www.acfe.com/fraud-101.aspx>

encarregados de governação, empregados ou terceiros, envolvendo o uso propositado de falsidade para obter uma vantagem injusta ou ilegal”. Apesar desta definição de fraude ser num sentido amplo, a preocupação da referida norma de auditoria centra-se na fraude que dá origem a distorções materiais nas demonstrações financeiras.

Esta norma salienta que para o auditor são relevantes dois tipos de distorções materiais intencionais: as distorções resultantes da fraude de demonstrações financeiras e as distorções resultantes da apropriação indevida de ativos.

Para Kranacher et al. (2011) a fraude de demonstrações financeiras e outras declarações fraudulentas envolve a deturpação intencional da informação financeira ou não financeira para enganar os outros que estão a aguardar os resultados dessa informação para tomar decisões económicas.

Os executivos normalmente cometem fraude "em nome" de uma organização, muitas vezes para que os resultados financeiros pareçam melhor do que realmente são, tendo como vítimas os investidores. Também geram falsos ganhos para garantir um bónus superior no final do ano (Albrecht, Albrecht e Albrecht, 2006).

Neste sentido os auditores financeiros tendem a ser o grupo de auditores mais responsáveis pela deteção da fraude de demonstrações financeiras, sendo que a maior razão para esta afirmação é o facto de que o valor da fraude de demonstrações financeiras tende a conduzir a algo materialmente relevante e, os procedimentos de auditoria financeira são construídos para detetar distorções materiais (Singleton e Singleton, 2010).

Segundo Kranacher et al. (2011) o roubo ou falta de cuidado no uso de ativos de uma empresa definem a apropriação indevida de ativos. Singleton e Singleton (2010) afirmam que os auditores internos são o grupo de auditores com maior responsabilidade na deteção da fraude de apropriação indevida de ativos, porque os esquemas de apropriação de ativos tendem a ser imateriais, principalmente o tipo de ocorrências individuais são transações que os auditores financeiros ao executar a auditoria financeira normal têm elevada dificuldade em detetar.

A corrupção segundo o dicionário *online* de língua portuguesa da Porto Editora é a prática de um ato lícito, ilícito ou de omissão contrária à lei ou aos deveres de determinado cargo, por parte de alguém que, no cumprimento das suas funções, aceita receber uma vantagem

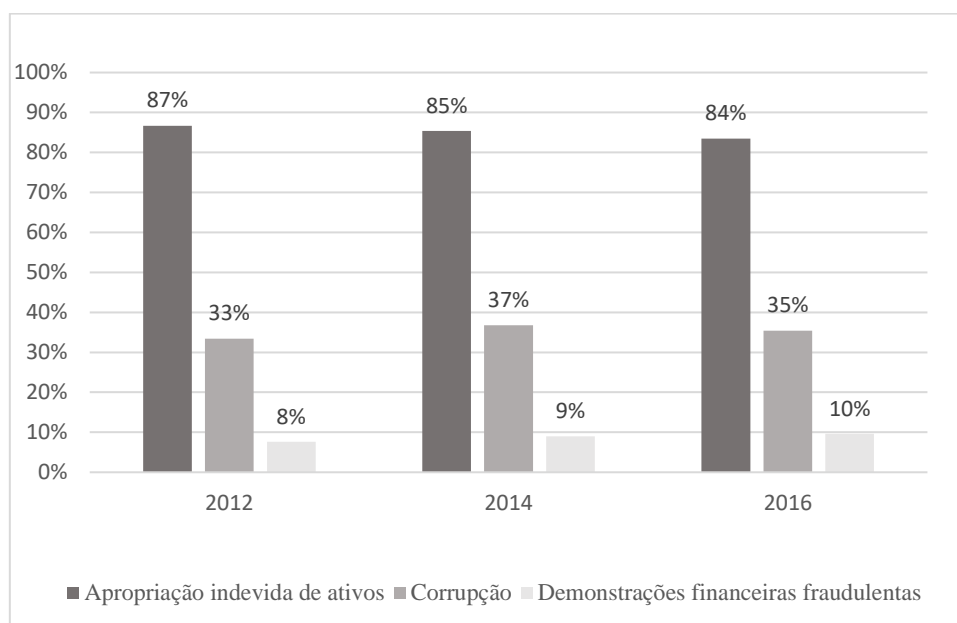
indevida em troca da prestação de um serviço; é o aliciamento de uma ou mais pessoas, geralmente através da oferta de bens ou de dinheiro, para a prática de atos ilegais em benefício próprio ou de outrem; suborno.³

No entender de Singleton e Singleton (2010) as perdas financeiras com a corrupção tendem a ser superiores às perdas com a apropriação indevida de ativos, de forma que se são superiores, logo são consideradas materialmente relevantes para os auditores e estes detetam-nas no desempenho da sua função. Os autores afirmam ainda que este tipo de fraude viola regulamentos e quebra leis.

A comparação destes três tipos de fraude ocupacional foi apresentada no relatório de 2016 da ACFE. A comparação contempla os anos de 2012, 2014 e 2016 (Gráfico 1).

Gráfico 1 - Tipo de Fraude Ocupacional e sua Frequência 2012-2016

Fonte: Adaptado de ACFE (2016)



Consegue-se através do gráfico 1 perceber nitidamente que dos casos de fraude estudados nos anos apresentados, a apropriação indevida de ativos foi o tipo de fraude mais detetado. No entanto, desde 2012 que a tendência deste tipo de fraude tem vindo a decrescer.

No sentido completamente oposto, as demonstrações financeiras fraudulentas é o tipo de fraude que tem uma percentagem mais baixa de ocorrência, contudo em comparação com

³ <https://www.infopedia.pt/dicionarios/lingua-portuguesa/corrupção>

os anos de 2012 e 2014 tem tido uma tendência crescente. De evidenciar que o facto de o número de ocorrências ser inferior não invalida o facto de este ser o tipo de fraude com perdas mais elevadas em comparação com os outros.

A corrupção, dos três, foi o tipo de fraude que sofreu mais oscilações na comparação dos três anos. No entanto, em qualquer dos tipos de fraude as variações percentuais são baixas, variando de 1% a 4%.

Referiu-se que a fraude ocupacional se decompõe em fraude das demonstrações financeiras, corrupção e fraude por apropriação indevida de ativos, contudo existem outras classificações de fraude, nomeadamente a de Albrecht et al. (2006) que referem os seguintes tipos de fraude:

- *Employee embezzlement* (desvio de funcionário) – empregado que, de forma desonesta, retém ou se apropria indevidamente de um ativo da organização;
- *Management fraud* (fraude da gestão) – distorções intencionais ou omissão de valores no relato financeiro (demonstrações financeiras); falsas transações, falsos registos contabilísticos, favorecimento ilícito incluindo suborno, uso de bens da empresa para obter ganhos pessoais e violações fiscais;
- *Investment scams* (golpes em investimentos) – promessas aos investidores de alto retorno financeiro;
- *Vendor fraud* (vendedor autor de fraude) – cobrar um preço superior ao estipulado por mercadoria já vendida, não enviar a totalidade dos bens vendidos ou o não envio dos bens, mesmo quando o pagamento já foi feito;
- *Consumer fraud* (cliente autor de fraude).

Se analisarmos estes tipos de fraude, verificamos que se encaixam na fraude ocupacional, sendo que o desvio do funcionário, a fraude do fornecedor e do cliente relacionam-se com a apropriação indevida de ativos, a fraude da gestão é a fraude das demonstrações financeiras, enquanto os golpes em investimentos é uma manipulação por parte da empresa para fazer os investidores acreditarem na potencialidade da organização.

No ponto seguinte serão descritos os motivos que impulsionam a fraude, ou seja, os seus determinantes.

2.3. Determinantes da Fraude

As fraudes têm repercussões nos mercados de capitais, nomeadamente na confiança dos seus investidores, e na sociedade em geral.

Neste sentido, saber quais são os fatores determinantes da fraude, quais as motivações comportamentais que levam os indivíduos a cometer tais atos ilícitos são importantes na medida em que pode ajudar na diminuição de ocorrência desses atos, assim como, na sua deteção.

Os esquemas de fraude, ora tão simples ora tão complexos, podem ser cometidos pelo empregado mais discreto ou pelo gestor ou proprietário mais emblemático.

Nas empresas a fraude significa, na maioria dos casos, uma fuga de recursos. Sendo sempre um fator negativo ao exercício da atividade, a tendência de aumento e o ambiente competitivo em que as empresas estão inseridas, tornam a fraude particularmente gravosa. Por outro lado, a perda de confiança do mercado e da imagem e os consequentes efeitos futuros afiguram-se de difícil recuperação.

A responsabilidade social das empresas está na ordem do dia. A transparência no seu funcionamento é algo que acompanha a evolução da importância das empresas nas sociedades. Os consumidores estão cada vez mais atentos aos comportamentos das empresas, podendo essa sensibilidade assumir forma institucional. Assim, combater a fraude nas e das empresas melhora a sua imagem e consolida a sua posição.

Também o ambiente económico e a sociedade são mais sensíveis à fraude, assim como ao estado psicológico do indivíduo que comete fraude.

Pereira (2015) desenvolveu uma investigação onde procurou identificar o impacto de fatores individuais económicos e sociopsicológicos que influenciam o comportamento de fraude fiscal. O autor concluiu que a crise é o fator de maior relevância para a prática de atos fraudulentos, sendo que o facto de atravessar uma época de crise influencia a decisão do indivíduo perante uma situação de decisão de cometer ou não uma ação ilícita. Nesta investigação Pereira (2015) verificou também que pessoas com maior capacidade

financeira (com rendimentos elevados) e pessoas com habilitações literárias superiores são consideradas com maior propensão e capacidade para incorrer em fraudes, por terem um conhecimento mais abrangente das oportunidades de a praticar. Pereira (2015) concluiu ainda que a ideia generalizada em Portugal é de que é fácil cometer uma fraude e não ser detetado, o que leva a acreditar que a probabilidade de deteção influencia a não cometer atos fraudulentos.

No país nosso vizinho (Espanha), Alarcón, Garre e Ramón (2007) verificaram que quanto maior o nível de escolaridade dos indivíduos, o PIB per capita (Produto Interno Bruto) da região a que pertencem, a consideração que têm do sistema de justiça e menor o desemprego, menor é a probabilidade de esses indivíduos cometerem a fraude. Sociologicamente falando, tanto a idade, o nível de escolaridade como a situação de emprego do indivíduo pode influenciar quer positivamente quer negativamente a prática da fraude.

Alguns autores como Allingham e Sandmo (1972) e Segundo (2016) também apontam os determinantes económicos, demográficos, sociológicos e técnicos como fatores determinantes da fraude.

Dentro dos determinantes económicos Allingham e Sandmo (1972) evidenciam que os níveis da evasão fiscal estão relacionados com fatores de dissuasão, isto é, a probabilidade de ser detetada e a severidade das consequências/punição. Estando o indivíduo perante uma situação em que o benefício económico é superior à provável sanção no caso de ser detetada a fraude, a decisão é influenciada pelo ganho económico. Ou seja, o fator de dissuasão não tem peso suficiente nesta tomada de decisão em que o ganho económico é superior.

Os impostos a pagar sobre os rendimentos empresariais obtidos é outra variável económica a ter em consideração quando se fala de fraude e evasão financeira. Jackson e Millirion (citado em Ferreira, (2015)) referem que os níveis elevados de rendimento e de tributação aumentam a probabilidade dos contribuintes “fugirem”, isto é, de não declararem os rendimentos que efetivamente obtiveram. Em países com taxas sobre os rendimentos mais baixas, este tipo de fraude não é tão frequente, pois o benefício a obter desta ação fraudulenta não é assim tão vantajoso e não pesa tanto na balança aquando da tomada de decisão.

Ferreira (2015) salienta ainda no seu trabalho a baixa frequência a que as empresas estão sujeitas a auditorias fiscais, dependendo da sua dimensão, também é um fator influenciador da ocorrência de fraude.

Tendo em conta a conjuntura socioeconómica Afonso (2015) refere que o desemprego, o aumento da tributação sobre o consumo, o património ou o rendimento são apelativos para a prática de fraude e evasão fiscal. Para contrariar esta tentação “quanto maior o risco que o contribuinte percebe de poder vir a ser detetado, menor a propensão para a prática do ato” (Afonso, 2015, p. 1).

À semelhança de Pereira (2015) que verificou que a elevada capacidade financeira e habilitações literárias são frequentemente indicados como características dos fraudadores, também Ferreira (2015) estudou os determinantes demográficos (idade, género, educação e profissão). Concluiu que indivíduos mais novos arriscam mais sem ter em grande conta as consequências e que a desigualdade de géneros não é verificada em grande escala na execução de fraude. Quanto à educação vai de encontro ao já referido anteriormente, que sendo o nível de formação mais elevado e o entendimento fiscal superior, pode constituir uma oportunidade de fraude. Na profissão a autora diferenciou o regime laboral indicando os trabalhadores por conta própria como mais tendenciosos à evasão fiscal. Isto deve-se ao facto de os mesmos estarem sujeitos a taxas de tributação sobre os rendimentos demasiado elevadas, e por esse motivo, e porque são donos da sua própria empresa, não declaram na totalidade o rendimento que obtêm ao longo do ano.

O nível social também é transportado para o mundo da fraude.

Segundo (2016) defende que o que a sociedade considera como certo e errado depende de um grande número de situações e variáveis.

A credibilidade com que a sociedade olha para o Estado, por exemplo, a forma como é aplicada a receita que o Estado arrecada anualmente; o estado da justiça do país e a confiança que a sociedade tem nas entidades públicas, são pontos que influenciam quer negativa quer positivamente os padrões da sociedade em geral. Somando aqui a cultura em que o indivíduo está inserido, obtemos um determinante sociológico de fraude.

Gino, Ayal e Ariely (2014) observaram que os indivíduos têm mais propensão para se comportarem de forma não ética quando a consequência desses atos beneficia outros

(mais necessitados) para além de si mesmos. Mesmo que estas ações beneficiem apenas a outra pessoa, e mesmo que esta seja completamente desconhecida do praticante. Os autores observam também que a desonestidade a este nível tende a aumentar nos casos em que existe relação amistosa entre os indivíduos. “Esses resultados sugerem que a utilidade social e a justificação funcionam em conjunto e que esses dois fatores têm um efeito aditivo na promoção da desonestidade dos indivíduos” (Gino et al., 2014, p.9).

Mazar, Amir e Ariely (2008) dizem que os indivíduos têm uma aparência social a manter, e que este é um motivo que inibe as ações de fraude. No entanto, afirmam que existe uma margem de pequenas fraudes que o indivíduo se permite cometer sem ficar com o sentimento de culpa e com a sua moral pesada. Os fraudadores atenuam o sentimento de culpa lembrando-se a si próprios que os atos que praticam também são praticados por outras pessoas e em muito maior escala, isto é, em maior intensidade e causando mais danos. Este pensamento transmite ao indivíduo que ele é melhor do que a média dos fraudadores (Mckenzie, 2009).

Ainda neste âmbito, mas denominado por “causas políticas”, segundo Afonso (2015, p. 1) “relativamente às causas políticas ganha importância a perspetiva que os contribuintes têm sobre a justiça social, sobre a igualdade de oportunidades e sobre as correções necessárias das desigualdades na distribuição da riqueza e do rendimento.”

No que toca aos determinantes técnicos, Afonso (2015) e Ferreira (2015) concordam que estes acontecem devido á complexidade do sistema fiscal tributário. O facto de o sistema ser complexo, ambíguo e, de estar em constante mudança, constitui um incentivo ao aproveitamento da oportunidade de evasão, afetando desta forma a possível intenção de cumprimento do sistema. A indefinição do sistema conduz ao erro negligente do indivíduo, isto é, atitude de fraude cometida intencionalmente.

O entendimento amplo sobre o porquê que as pessoas cometem fraude, é baseado no triângulo da fraude. Este modelo teórico foi gerado com base na obra de Cressey em 1971 e que, de certa forma, agrega os vários determinantes dos referidos anteriormente.

Cressey (citado em Dellaportas (2013)) argumenta que a fraude é uma ação motivada por um ou mais problemas não partilhados. Descreve que um problema não partilhado acontece quando o indivíduo tem uma crise pessoal e não é capaz de partilhar o seu problema com um amigo ou colega por vergonha. Este problema não partilhado mais

tarde ficou conhecido como o triângulo da fraude (figura 2) em que se entende que para cometer fraude devem estar presentes três elementos:

- Pressão
- Oportunidade
- Atitude/Racionalização

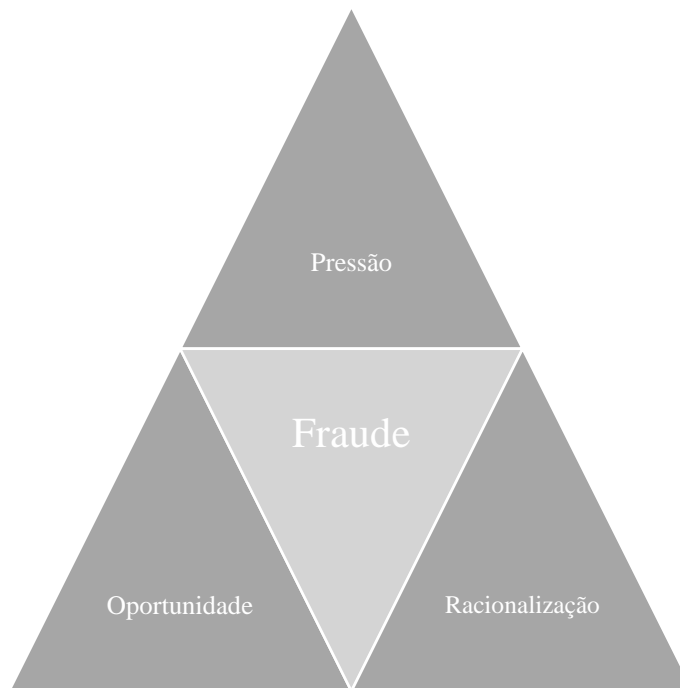


Figura 2 - Triângulo da Fraude

Fonte: Adaptado de Singleton e Singleton (2010)

A Pressão também referida como Incentivo ou Motivação representa uma necessidade sentida pelo indivíduo que o impulsiona a cometer fraude. Foram identificadas pela PricewaterhouseCoopers (2009) as seguintes pressões motivadoras de fraude: pressões financeiras, vícios, pressões relacionadas com o trabalho e outras pressões.

A pressão financeira alicia o indivíduo a cometer algum ato ilícito em troca de uma contrapartida monetária, normalmente o fraudador faz algo em prejuízo de outra pessoa ou empresa e em benefício próprio, e mesmo sabendo que é errado, o incentivo é motivador e tentador.

Os vícios são pressões psicológicas que direcionam o indivíduo na concretização de ações ilícitas, fale-se do jogo, por exemplo, pressões corporais, encare-se o vício das drogas como exemplo.

As pressões relacionadas com o trabalho são as pressões não financeiras que ocorrem quando o indivíduo sente que está a ser tratado de uma forma injusta e se vinga do empregador; a desilusão/insatisfação com a vida profissional; o despedimento.

As outras pressões são pressões que dependem de diferentes variáveis e das circunstâncias do fraudador, como sejam, as relações extraconjugais, o divórcio, problemas com crianças e problemas de saúde, ou o simples desejar mais do que pode ter.

Albrecht et al. (2006) declara que a pressão financeira é o tipo de pressão mais comum que leva alguém a cometer fraude. O autor afirma ainda que quando este tipo de pressão está na origem da fraude das demonstrações financeiras, as organizações sobrevalorizam os seus ativos no balanço e o lucro líquido na demonstração de resultados.

A oportunidade é a perceção da oportunidade de cometer a fraude sem ser detetado. O indivíduo vai ver a oportunidade no seu meio, seja através de controlos fracos, sistemas de informação com problemas, excesso de confiança, processos de auditoria fracos ou inexistentes entre outros.

Este é o componente em que a auditoria mais influência pode ter, quer pelo facto da sua presença inibir o ato por aumentar a probabilidade de deteção, quer pela influência que pode ter no reforço da implementação de medidas de controlo interno que reduzam a oportunidade.

Neste contexto, a implementação de controlos internos adequados será uma boa ferramenta para diminuir a oportunidade.

A racionalização/atitude é o que leva o indivíduo a cometer a fraude. Ajuda o indivíduo a lidar com o ato cometido, isto é, a justificar a si próprio o porquê de executar a fraude.

A racionalização é uma forma de negação que a entidade fraudadora geralmente utiliza para justificar a si própria o ato que cometeu e não aceitar a realidade dos factos. Começa então a criar alguns esquemas mentais que estão ética e moralmente distorcidos, tais

como: “foi só desta vez”; “eles devem-me”; “é apenas uma questão de justiça”; “preciso mais disto do que eles”; “Deus irá perdoar-me”.

Acreditar que o que estão a fazer é por uma boa causa e auto convencer-se de que qualquer contrapartida que recebam irá diretamente ou indiretamente ajudar outros é parte integrante da racionalização.

Estes três fatores juntos, são determinantes na ocorrência de uma fraude: existir uma pressão, aparecer a oportunidade perfeita e, por fim, o indivíduo conseguir encontrar a desculpa perfeita, aos seus olhos, para banalizar o ato que está a cometer.

De acordo com Albrecht et al. (2006) a pressão, a oportunidade e a racionalização são comuns a todas as fraudes. Os três elementos estão sempre presentes, sendo uma fraude direta ou indireta, isto é, beneficiando quem a comete ou a organização a que pertence.

O modelo do triângulo da fraude tem sido amplamente aplicado e discutido, tendo sido também ampliado por alguns autores (Wolfe e Hermanson (2004) e Dorminey, Fleming, Kranacher e Riley (2012)).

Wolfe e Hermanson (2004) defendem que, se para além dos fatores incluídos no triângulo da fraude não houver capacidade do executor, o ato não ocorrerá.

Assim o executor, aguarda a oportunidade adequada, o momento ou meio propício para iniciar a fraude, esteja ele sob pressão/incentivo (interna: cumprir metas, chefia, participação nos resultados; externa: dívidas, oportunidades de benefícios e outros) ou não.

Há o convencimento de que o ato é “adequado” para o autor da fraude, e ele possui características e habilidades para efetivar o ato ilícito (a fraude).

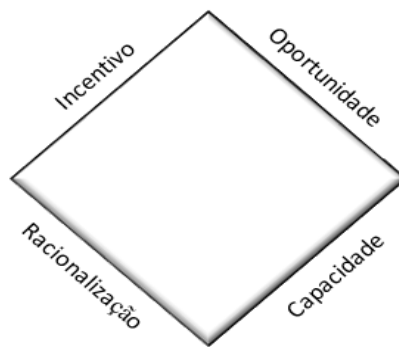


Figura 3 - Diamante da Fraude

Fonte: Adaptado de Wolfe e Hermanson (2004)

Neste modelo da figura 3, a capacidade é o novo elemento. A pessoa tem a capacidade de cometer o ato, reconheceu a oportunidade e pode transformá-la em realidade.

“A oportunidade abre a porta para a fraude, e o incentivo e a racionalização podem atrair a pessoa que o deixou” (Wolfe e Hermanson 2004, p. 39).

Usando o diamante da fraude composto por quatro elementos segundo Wolfe e Hermanson (2004), o processo de pensamento do fraudador pode ser o seguinte:

- Incentivo: eu quero ou preciso.
- Oportunidade: a pessoa certa podia explorar a falha que existe no sistema.
- Racionalização: convencer-se que o comportamento fraudulento vale os riscos.
- Capacidade: reconhecer essa oportunidade particular de fraude e ter habilidade para transformá-la em realidade.

Aperfeiçoando esse pensamento, Dorminey, Scott Fleming, Kranacher e Riley (2012) defendem que a capacidade e o perfil do autor de fraude devem possuir outros aspectos, tais como uma mente criminoso, ardiloso, perspicaz e aguçada, além de certa arrogância para cometer o ato e continuar a trabalhar sem levantar suspeitas ou quando for questionado, de “manter a faceta”. Assim apresentam um novo diamante da fraude (figura 4) que resulta da junção dos dois triângulos: o triângulo original da fraude e um novo triângulo com o elemento comum – oportunidade – e com mais dois elementos que são a arrogância e a mente criminoso.

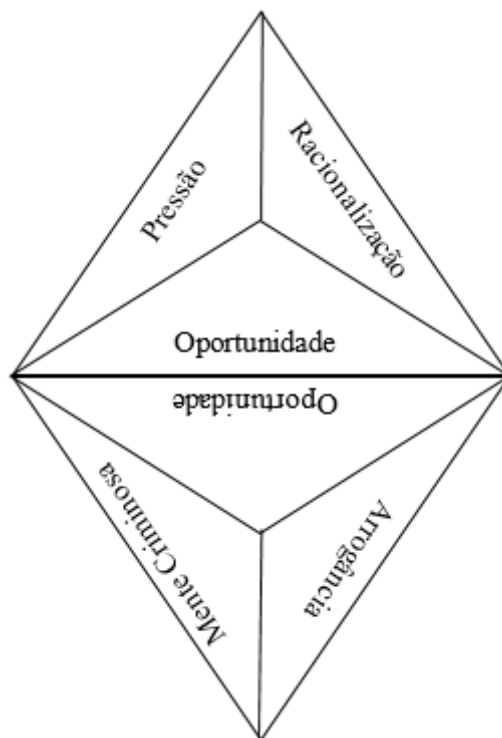


Figura 4 - Um novo diamante da fraude emerge com um elemento comum

Fonte: Dorminey et al. (2012)

Normalmente associados aos determinantes da fraude existem indicadores, sinais que são usualmente designados de *Red Flags* (sinais de alerta) e que é importante o auditor ter em atenção no seu trabalho.

3. Red Flags – Sinais de Alerta

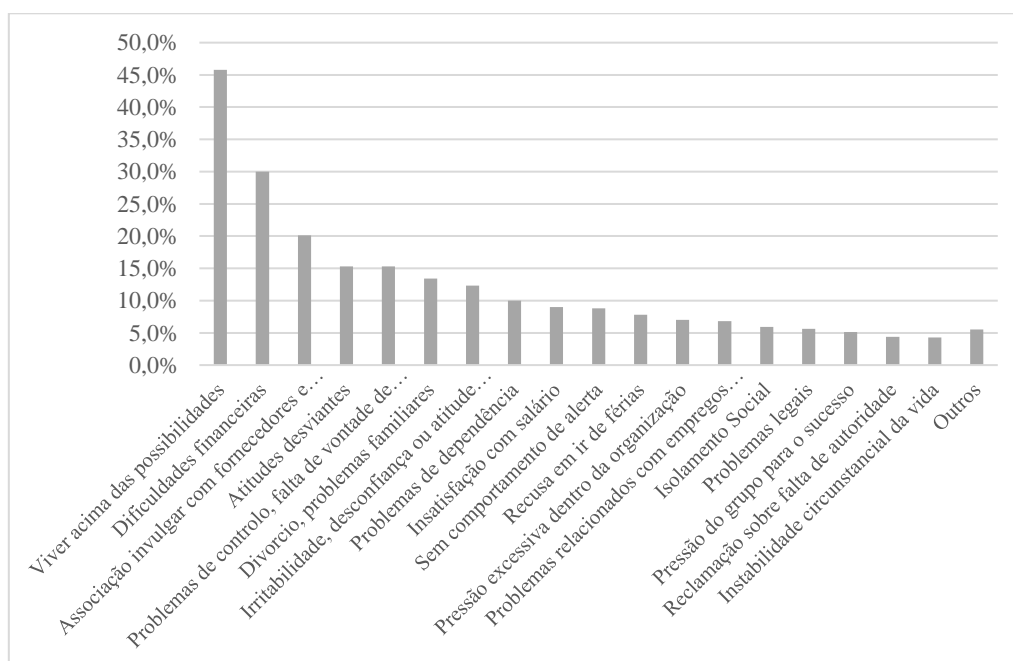
Um *Red Flag* é algo (uma atitude, uma frase dita, um objeto visual) que chama a atenção para alguma situação. Estes *red flags* podem funcionar como indicadores chave de fraude durante a execução do trabalho de auditoria. Por este facto é necessário que os auditores treinem e se auxiliem deles para identificação e deteção de possíveis fraudes.

O conhecimento dos e sobre os *red flags* conduzem à compreensão das condições em que a fraude ocorre. No entanto, cada indivíduo e, nomeadamente cada classe de auditores (internos, externos, fiscais, etc.) pode possuir uma visão diferente acerca destes *red flags*. Estas diferenças são explicadas pelo conhecimento contabilístico, pela experiência que têm na profissão, o género, a idade e a formação do auditor (Murcia, Borba e Schiehl, 2008). Os *red flags* requerem o exercício do julgamento profissional.

A ACFE compilou uma lista de *red flags* e estudou, se essas características foram exibidas pelos fraudadores antes dos seus “esquemas” serem detetados, o resultado desta análise consta do gráfico 2.

Gráfico 2 - Red Flags comportamentais dos indivíduos que cometem fraude

Fonte: Adaptado de ACFE (2016)



Os seis *red flags* mais observados em 2016, segundo o relatório da ACFE foram: vida acima das possibilidades financeiras (em aproximadamente 46% dos casos), dificuldades financeiras (em 27%), relação próxima pouco usual com fornecedores ou clientes (em

20.1%), as atitudes desviantes em simultâneo com questões obsessivas de controlo (em 15.3%) e o divórcio (em 13.4% dos casos).

Este estudo revela ainda que foi identificado pelo menos um *red flag* antes da deteção da fraude em 91% dos casos, e dois ou mais *red flags* em 57% dos casos. Aproximadamente 79% dos indivíduos exibiram pelo menos um *red flag* durante a execução do seu esquema.

Resulta daqui que os crimes de fraude ocupacionais são motivados na sua maioria, por algum tipo de pressão financeira. Além disso, ao cometer uma fraude, o indivíduo frequentemente exhibe certos traços comportamentais associados com o *stress* ou o medo de ser descoberto. Estes *red flags* no comportamento muitas vezes podem ser um aviso de que a fraude pode estar a ocorrer.

É interessante analisar também os *red flags* comportamentais relacionando-os com os tipos de fraude, e o relatório da ACFE (2016) demonstra que a corrupção é o tipo de fraude em que a associação invulgar com fornecedores e clientes acontece em maior número. Já o *red flag* da pressão excessiva dentro da organização leva a fraude das demonstrações financeiras com maior frequência do que os outros tipos de fraude.

Para Singleton e Singleton (2010), os *red flags* mais comuns, ligados à fraude das demonstrações financeiras são as seguintes:

- Anomalias contabilísticas;
- Crescimento demasiado rápido;
- Ganhos incomuns;
- Fracos controlos internos;
- Agressividade da gestão executiva;
- Obsessão do órgão de gestão pelo preço do *stock*;
- Microgestão da gerência executiva.

Os autores afirmam que este tipo de fraude é na sua maioria praticado pela gerência executiva, normalmente pelo gestor sénior, e em benefício de ambas as partes, da organização e do próprio.

No sentido contrário, a apropriação indevida de ativos, é executada por funcionários das organizações em benefício próprio, (Singleton e Singleton, 2010), sendo os *red flags* observados pelos autores os seguintes:

- Mudanças de comportamento;
- Incapacidade de olhar as pessoas nos olhos;
- Aumento de irritabilidade;
- Histórico de trabalho irregular;
- Problemas de carácter;
- Raiva consistente;
- Tendência para culpar os outros;
- Mudança no estilo de vida.

Este último, quando se fala de apropriação indevida de dinheiro, é um sinal bastante evidente.

Também a corrupção é um tipo de fraude executado pelos funcionários das organizações e, também para este tipo de fraude os autores Singleton e Singleton (2010) apresentaram os seguintes *red flags*:

- Relação invulgar entre funcionários e fornecedores;
- Segredo em torno deste relacionamento com terceiros;
- Anomalias no registo de transações;
- Anomalias na aprovação de fornecedores.

Se há autores que diferenciam os *red flags* por tipo de fraude, há também autores que descriminam os *red flags* por categorias dentro dos tipos de fraude.

4. O papel do auditor face à fraude

Para entender o papel que o auditor deve desempenhar face à fraude é necessário ter presente os diferentes tipos de auditoria e os seus focos principais.

A auditoria externa é uma auditoria às demonstrações financeiras das empresas “com a finalidade de aumentar o grau de confiança dos utentes destinatários das demonstrações

financeiras” (ISA 200). O auditor emite uma opinião sobre se as demonstrações financeiras estão apresentadas corretamente, em todos os aspetos materiais, e se estas transmitem uma imagem verdadeira e apropriada sobre a organização. “É da responsabilidade do auditor assegurar o cumprimento de todas as informações relevantes legais, regulamentares ou profissionais” (ISA 200). A segurança razoável é alcançada quando o auditor obtém prova de auditoria suficiente e adequada para reduzir o risco de auditoria, ou seja, reduzir o risco de o auditor emitir uma opinião desadequada sobre as demonstrações financeiras quando estas estão materialmente distorcidas.

A execução do trabalho de auditoria requer que o auditor exerça o julgamento profissional e identifique e avalie os riscos de distorção material ao nível das demonstrações financeiras, quer devido a fraude ou a erro. Esta avaliação é feita com base no conhecimento da entidade e do seu ambiente, incluindo o controlo interno da entidade (ISA 315). Ao exercer o julgamento profissional, o auditor deve ter em atenção a complexidade das transações e se o risco é um risco de fraude.

A ISA 240 apresenta uma lista de exemplos de *red flags* de fraude relativos a dois tipos de fraude, fraude de demonstrações financeiras e apropriação indevida de ativos, que podem ser detetados pelos auditores numa vasta variedade de situações e ocasiões e os ajudam a identificar e avaliar os riscos de distorção material devido a fraude. Estes *red flags* estão classificados de acordo com os componentes do triângulo da fraude:

- Um incentivo ou pressão;
- Uma oportunidade detetada;
- Uma atitude/racionalização.

Nos quadros 1 e 2 são apresentados os exemplos dos *red flags* que a ISA 240 dá a conhecer aos profissionais com o objetivo de orientar para a deteção de atos fraudulentos.

Quadro 1 - Red Flags de Fraude de Demonstrações Financeiras - ISA 240

Fonte: Elaboração própria

Fraude de Demonstrações Financeiras
Incentivo/pressão
Alto grau de ocorrência ou de saturação do mercado, acompanhado por margens de declínio. Alta vulnerabilidade a rápidas alterações, tais como alterações em tecnologia, obsolescência do produto, ou taxas de juro. Declínios significativos na procura por clientes e crescentes falências de negócios seja no setor seja na economia em geral. Prejuízos operacionais que tornam iminente a ameaça de falência, encerramento, ou tomada hostil. Fluxos de caixa das operações negativos recorrentes embora relatando ganhos e crescimentos dos ganhos. Crescimento rápido ou lucratividade não usual especialmente comparada à de outras sociedades no mesmo setor. Novos requisitos contabilísticos, oficiais ou regulamentares. Expectativas de nível de lucratividade. Necessidade de obter financiamento adicional de dívida ou de capital para ficar competitivo. Capacidade marginal para satisfazer requisitos de bolsa ou de reembolso de dívida. Efeitos adversos percebidos ou reais de relato de fracos resultados em transações significativas pendentes. Interesses financeiros significativos na entidade. Porções significativas da sua remuneração. Garantias pessoais de dívida da entidade.
Oportunidades
Significativas transações com partes relacionadas fora do curso normal do negócio. Uma forte capacidade financeira para dominar um determinado setor industrial que permita à entidade impor termos ou condições a fornecedores e/ou clientes. Ativos, passivos, créditos, ou gastos baseados em estimativas significativas que envolvam juízos subjetivos. Transações significativas, não usuais, especialmente as próximas ao final do período que coloquem questões difíceis de "substância sobre a forma". Operações significativas localizadas em jurisdições em que existem ambientes de negócio e culturas diferentes. Uso de intermediários de negócio relativamente aos quais parece não existir uma clara justificação do negócio. Contas bancárias significativas ou operações com subsidiárias ou sucursais em jurisdições de paraíso fiscal. Domínio da gerência por uma única pessoa ou pequeno grupo. A supervisão pelos gestores pelo processo das demonstrações financeiras e o controlo interno não são eficazes. Dificuldade em determinar os indivíduos que tenham interesse no controlo da entidade. Estrutura organizacional demasiado complexa. Alta rotação da gerência sénior, dos consultores jurídicos, ou dos gestores. Monitorização inadequada dos controlos. Altas taxas de rotação, ou de emprego de pessoal, auditoria interna, ou de tecnologia de informação que não são eficazes. Sistemas contabilísticos e de informação que não são eficazes.
Atitudes/Racionalizações
Comunicação, implementação, suporte ou obrigatoriedade dos valores ou padrões éticos da entidade pela gerência. Participação excessiva da gerência financeira. Historial conhecido de violações de leis sobre títulos ou outras leis e regulamentos. Excessivo interesse da gerência em manter ou aumentar o preço das ações ou a tendência dos resultados. Comprometimento em atingir previsões agressivas ou não realistas. Falha da gerência em remediar conhecidas deficiências significativas no controlo interno. Interesse da gerência em aplicar meios inapropriados para minimizar resultados por motivos fiscais. Baixa moral entre a gerência sénior. Falta de distinção entre transações pessoais e do negócio. Disputa entre acionistas numa entidade detida por poucos. Tentativas recorrentes de justificar contabilidade marginal ou materialmente relevante.

Alguns dos *red flags* relacionados com a fraude das demonstrações financeiras também são alertas em situações de apropriação indevida de ativos.

Quadro 2 - Red Flags de Apropriação Indevida de Ativos - ISA 240

Fonte: Elaboração própria

Apropriação Indevida de Ativos
<p>Incentivo/pressão</p> <p>Despedimento de funcionários com muitos anos de desempenho de funções na empresa. Alteração da retribuição dos funcionários ou plano de benefícios recentes. Promoção, retribuição, ou outros prémios inconsistentes com as expectativas.</p>
<p>Oportunidades</p> <p>Grandes volumes de dinheiro em caixa ou processados. Itens em inventários que são pequenos em dimensão, de alto valor, ou de alta procura. Ativos facilmente convertíveis, tais como obrigações ao portador. Ativos fixos que sejam pequenos de tamanho, negociáveis, ou que lhe falte identificação observável de propriedade. Inadequada segregação de deveres ou de verificações independentes. Inadequada supervisão de dispêndios da gerência sénior, tais como viagens. Inadequada supervisão sobre os funcionários responsáveis por ativos. Inadequada observação dos candidatos a emprego com acesso a ativos. Inadequado registo de ativos. Inadequado sistema de autorização e aprovação de transações. Inadequadas salvaguardas de dinheiro, investimentos, inventário, ou ativos fixos. Falta de reconciliações completas e oportunas de ativos. Falta de documentação tempestiva e apropriada de transações. Falta de férias obrigatórias para os funcionários que executem as principais funções de controlo. Inadequados controlos de acesso sobre registos automáticos. Conhecimento inadequado por parte da gerência da tecnologia de informação.</p>
<p>Atitudes/Racionalizações</p> <p>Descuido quanto à necessidade de monitorizar ou reduzir riscos relacionados com a apropriação indevida de ativos. Descuido quanto ao controlo interno sobre a apropriação indevida de ativos. Comportamento que indique insatisfação com a entidade. Alterações do comportamento ou do estilo de vida que possam indicar que ativos tenham sido indevidamente apropriados. Tolerância aos pequenos roubos.</p>

A importância destes alertas varia consideravelmente e depende de vários fatores, a empresa em questão, o tipo de atividade, o profissional que audita, etc. Alguns destes *red flags* poderão estar presentes em entidades que não cometeram qualquer tipo de ato fraudulento.

Também a auditoria interna tem um papel importante na deteção da fraude. A auditoria interna é uma atividade independente e de consultoria que se destina a acrescentar valor e a melhorar a operacionalidade de uma organização, que acompanha os métodos internos e avalia a eficácia dos processos de gestão de risco, governo das sociedades e o controlo

interno. Os controlos internos reduzem significativamente um dos componentes do triângulo da fraude, que é a oportunidade. Pode existir a motivação/pressão, no entanto, se os controlos internos estiverem a funcionar na perfeição, a oportunidade não irá aparecer. A auditoria interna tem, assim, dupla funcionalidade, prevenção e também a deteção da fraude.

Segundo o relatório da ACFE (2016), a auditoria interna foi responsável pela deteção de 16.4% de casos de fraude na União Europeia, sendo desta forma classificado como o segundo meio de deteção mais eficaz. A auditoria externa teve na União Europeia, uma percentagem de deteção de casos de fraude de 4.5%, ficando classificada com a sétima posição dos meios mais eficazes de deteção de fraudes.

Num estudo com o objetivo de examinar se os auditores internos, auditores externos e os investigadores de crime económico (onde se incluem os designados auditores forenses, que são chamados a investigar e apurar os factos de forma independente) entendem a importância dos *red flags* com níveis de significância diferentes nos tipos de fraude de apropriação indevida de ativos e fraude de demonstrações financeiras, Gullkvist e Jokipii (2013) dividiram uma listagem de 28 *red flags* separados em dois tipos de fraude e subcategorias:

- Relatório financeiro fraudulento

- Características de gestão;
- Características operacionais e estabilidade financeira.

- Apropriação indevida de ativos

- Suscetibilidade dos bens à apropriação indevida;
- Adequação do controlo.

Através de um inquérito efetuado a auditores internos, auditores externos e investigadores de crime económico e financeiro, com os 28 *red flags* foi possível aos autores perceberem a importância que os diferentes auditores atribuem aos diferentes *red flags* e que categoria de alertas tem maior peso para o tipo de auditoria ou investigação que executa.

A partir das 471 respostas obtidas Gullkvist e Jokipii (2013) elaboraram o top 10, (quadro 3), de cada classe de auditores e observaram que os auditores internos atribuem maior relevância aos *red flags* para deteção de apropriação indevida de ativos do que aos alertas

relacionados com a detecção de relatórios financeiros fraudulentos. Isto, talvez pelo facto de os auditores internos terem uma elevada preocupação com o controlo interno das organizações.

No sentido completamente oposto, os investigadores de criminalidade económica e financeira enfatizam os *red flags* para detecção de relatórios financeiros fraudulentos, levando ao mínimo “o interesse” demonstrado nos *red flags* do controlo interno.

Concluam ainda que todos os *red flags* de qualquer categoria em qualquer tipo de fraude são de igual importância para os auditores externos.

Quadro 3 - TOP 10 - Red Flags de Fraude

Fonte: Adaptado de Gullkvist e Jokipii (2013)

TOP 10 Red Flags		
Auditores Internos	Auditores Externos	Invest.Criminalidade Econ.
Falta de atitude apropriada no controlo interno.	Transações significativas e incomuns relacionadas com partes presentes.	Gestão desonesta ou antiética.
Fraco ambiente de controlo interno.	Os principais gerentes têm um histórico questionável ou criminal.	Os principais gerentes têm um histórico questionável ou criminal.
Baixos controlos de processamento de dados.	Gestão desonesta ou antiética.	Transações significativas e incomuns relacionadas com partes presentes.
A empresa tem ativos significativos sujeitos a apropriação indevida.	A empresa tenta encobrir uma situação financeira precocemente temporária.	Há uma necessidade de encobrir um ato ilegal.
A organização é descentralizada.	Ameaça de falência iminente.	As transações não são registadas com precisão e em tempo oportuno.
O controlo interno projetado pela administração não é seguido.	Fraco ambiente de controlo interno.	A empresa possui problemas de solvência.
Gestão desonesta ou antiética.	Dúvidas sobre a capacidade da entidade para continuar como uma empresa em operação.	Os principais gerentes vivem além de seus meios.
A gerência exibe falta de fibra moral.	Há uma necessidade de encobrir um ato ilegal.	Ameaça de falência iminente.
Relações estreitas entre gerentes e fornecedores.	A empresa tem ativos significativos sujeitos a apropriação indevida.	Os principais gerentes são planeadores.
Distorções detetadas na auditoria do período anterior.	A gerência exibe falta de fibra moral.	Contas bancárias ou operações em jurisdições de paraíso.

É interessante observar esta “classificação decrescente” feita pelos auditores das diferentes classes (internos, externos e investigadores criminais) em relação às categorias de *red flags* de fraude. Da análise do resultado obtido pelos autores, afere-se que as preferências dos auditores relativamente aos *red flags* estão em muito relacionadas com o trabalho que executam, nomeadamente os auditores internos centram-se no controlo, os

criminais nas demonstrações financeiras e os auditores externos acabam por ser mais transversais. Denota-se uma vez mais a importância do julgamento profissional.

Após a análise dos determinantes da fraude e verificando-se a necessidade de os auditores avaliarem o risco de fraude quando realizam a avaliação do risco de auditoria, levando-os a estarem atentos aos *red flags*, interessa analisar os métodos a serem utilizados pelos auditores para a deteção de fraude. De salientar que estes métodos poderão ser utilizados após a identificação dos *red flags*, isto é, após identificação dos indícios de fraude; ou mesmo sem identificar *red flags*, neste caso como próprio meio de identificação de indícios.

5. Métodos de deteção de fraude

5.1. Formas/vias para a deteção de fraude

Segundo Vasarhelyi e Issa (2011, p.5) a deteção de fraudes “é a deteção de quaisquer ações ilegítimas, que ocorrem num ambiente comercial, que acabará com um uso não autorizado de recursos da organização”.

Os indivíduos quando elaboram um esquema para cometer algum tipo de fraude não o fazem a pensar que serão apanhados/descobertos, neste sentido é necessário aumentar a probabilidade destes esquemas serem detetados o mais cedo possível.

A deteção inicial de um esquema de fraude é frequentemente o momento crucial no processo de exame de fraude, pelo que têm que ser tomadas decisões pelos auditores para garantir evidências, mitigar as perdas e executar a melhor estratégia de investigação possível/disponível.

Os estudos da ACFE no passado incidiam exclusivamente sobre a realidade norte americana, atualmente incluem casos de países estrangeiros. Este alargamento do campo de análise permitiu explorar melhor a natureza verdadeiramente global da fraude ocupacional e oferecer uma visão aproximada para a gravidade e o impacto desses crimes.

Consequentemente este alargamento permitiu analisar as vias de deteção (denúncia, auditoria interna, controlo de gestão, acidente, reconciliação de contas, análise de

documentos, auditoria externa, aplicação da lei, monitorização, controlos de tecnologias de informação, confissão e outros) e a comparação dos dados mais recentes, 2016, com os dados de 2012 e 2014 (quadro 4).

Quadro 4 - Métodos de Detecção de Fraude-Comparação EUA e Europa

Fonte: Adaptado de ACFE (2012, 2014 e 2016)

	2012		2014		2016	
Métodos	EUA	EU	EUA	EU	EUA	UE
Denúncia	43,1%	42,9%	38,4%	39,8%	37,0%	40,9%
Auditoria Interna	11,7%	23,3%	13,1%	12,2%	14,1%	16,4%
Análise de Gestão	14,0%	15,8%	18,4%	16,3%	14,3%	11,8%
Acidente	7,8%	3,8%	8,2%	10,2%	7,2%	3,6%
Reconc. de Contas	5,1%	2,3%	5,3%	7,1%	6,1%	1,8%
Análise de conteúdo	5,1%	4,5%	5,9%	2,0%	4,8%	4,5%
Auditoria Externa	3,5%	3,8%	4,0%	2,0%	4,0%	4,5%
Aplicação da Lei	3,8%	3,0%	2,0%	6,1%	2,5%	2,7%
Monitorização	2,2%	0,0%	2,5%	3,1%	1,9%	3,6%
Controlos de TI	0,6%	0,0%	1,1%	0,0%	1,5%	0,0%
Confissão	1,9%	0,8%	0,6%	1,0%	1,2%	1,8%
Outros	1,3%	0,0%	0,5%	0,0%	5,5%	8,2%

À semelhança dos anos anteriores verifica-se que também o relatório de 2016 evidencia que a denúncia é a forma de deteção mais comum com uma percentagem de 40.9%.

Também tal como o sucedido nos anos de 2012 e 2014, os métodos de deteção de fraude através da Confissão e Controlos de Tecnologias de Informação em 2016 foram os métodos com menor aderência.

De uma forma sintética, analisa-se o quadro 4 que mostra os valores (em %) com o tipo de método de deteção de fraude utilizado. Nos EUA, em 2016, a percentagem de denúncias, representa mais de um terço do total (37%), tendência igualmente verificada na Europa (40.9%).

Os resultados estão em linha com o relatório de 2014, em que as denúncias foram também o método de deteção mais comum e por ampla margem. O controlo de gestão e a auditoria interna posicionam-se, de forma consistente, em segundo ou terceiro lugar em cada

região. A diferença de capacidade de detecção entre estes dois métodos nos Estados Unidos não é significativa (controlo de gestão – 14.3% e auditoria interna – 14.1%), já na Europa a Auditoria Interna tem um peso de maior relevância (16.4%) do que o controlo de gestão (11.8%) na detecção de fraude.

A Auditoria Externa é responsável em ambas as regiões por uma percentagem bastante aproximada, Estados Unidos – 4% e na Europa – 4.5%.

Como se pode verificar os auditores internos e externos estão na origem da detecção de cerca de 20% das fraudes, pelo que interessa conhecer quais as ferramentas que os auxiliam nessa tarefa. Devido ao elevado volume de dados que uma empresa pode ter, é de grande importância implementar processos de controlo contínuo, com a finalidade de identificar o mais precocemente possível, anomalias no fluxo de dados ou padrões comportamentais, potencialmente fraudulentos. Estes processos incluem as ferramentas de análise de dados.

Algumas das vias de detecção apresentadas anteriormente, tais como os controlos de tecnologias de informação, a monitorização e as auditorias interna e externa são vias possíveis de detecção porque aplicam análise de dados na sua execução.

Adrian (2015) defende que se obtém do uso de *software* dedicado a operações de análise de dados uma avaliação profunda dos acontecimentos.

São exemplos de ferramentas de análise de dados:

- Redes Neurais;
- Árvores de decisão;
- Regressão logística;
- Análise de conteúdo;
- Mapa auto-organizado;
- *Clustering*;
- Redes Bayesianas;
- Beneish;
- Lei de Benford.

Segundo Albashrawi (2016), estas ferramentas surgiram com a finalidade de preparar soluções de confiança para os negócios e empresas.

Estas ferramentas são importantes para os processos de análise de dados porque “agrupam, ordenam, juntam ou filtram os dados que são principalmente de natureza descritiva” (Adrian, 2015, p.1831).

Este processo de análise de dados é o processo de explorar grandes quantidades de dados à procura de padrões consistentes, como regras de associação ou sequências temporais, para detetar relacionamentos sistemáticos entre variáveis criando, assim, os chamados subconjuntos de dados.

Análise de dados é o uso da tecnologia da informação para descobrir regras, identificar fatores e tendências-chave, descobrir padrões e relacionamentos ocultos em grandes bases de dados. É um exame aprofundado do significado e dos recursos essenciais dos dados disponíveis. No final, com este exame, podem surgir algumas linhas orientadoras.

Este tipo de ferramenta é um dos principais contribuintes para a deteção de diferentes tipos de fraude financeira através dos seus diversos métodos, como por exemplo, a regressão logística ou a árvore de decisão.

Adrian (2015) salienta que devido ao desenvolvimento científico e tecnológico que se tem vivenciado nas empresas, é obrigatório a inclusão de processos de análise de dados (de grandes grupos de dados) dentro do sistema de deteção de fraude. O autor destaca um conjunto de benefícios e limitações que se encontram sintetizadas no quadro 5.

Quadro 5 - Benefícios e Limitações da análise de dados

Fonte: Adaptado de Adrian (2015)

Benefícios
Obter respostas, em tempo real, a uma série de perguntas sobre questões de fraude. Coleta automática de dados (fluxo predeterminado). Acesso total e rápido a todos os dados, através do software de indexação de dados (modo de classificar uma série de registos em vários campos). Elimina registos duplicados e erros, melhorando a qualidade dos dados. Alta produtividade versus trabalho manual. Trabalho com dados incompletos e imprecisos. Gerar um rendimento positivo e um rápido retorno de investimento. Aumento da taxa de deteção de fraudes. Deteção rápida e recuperação de consequências da atividade de fraude. Criação de análise estatística com alto grau de precisão. Redução de reclamações fraudulentas. Aumentar a qualidade dos produtos analíticos.
Limitações
Tal como as outras ferramentas de economia de mão-de-obra, prevenção e prevenção de fraudes, não são baratos. Grande parte dos dados não são introduzidos em banco de dados, nem todos os arquivos de texto estão incluídos nos relatórios finais. A utilização de ferramentas analíticas não economiza tempo, apenas o otimiza. O ganho de tempo, é usado para mais pesquisa e análise. Independentemente da complexidade do software, é sempre necessário um recurso humano. O sistema antifraude eficiente envolve altos custos, portanto, muitas entidades económicas preferem criar apenas estruturas clássicas de controlo. Atividades de combate à fraude, baseadas em soluções de software e hardware, são recomendadas para serem realizadas e coordenadas por um grupo de especialistas, com experiência diferente, para cobrir vários campos de atividade. A ausência de programas de auditoria é uma vulnerabilidade e, por razões de segurança, o acesso à informação deve ser controlado de ambos os modos, dentro e fora. Devido à complexidade da pesquisa analítica, o produto final pode ser difícil de assimilar, então, recomenda-se a utilização de parte descritiva (interpretação de tabelas, gráficos, valores, meta dados, etc.).

Não sendo uma tarefa simples, a de detetar anomalias através da análise de desvios do padrão considerado normal, os profissionais no momento da execução da análise têm alguns desafios. Atente-se que a utilização de uma técnica num determinado domínio em que existe um padrão de normalidade e outro de anormalidade estabelecido, pode não ser a técnica mais adequada a utilizar para outros domínios, uma vez que, tanto o comportamento normal como o comportamento anormal variam de domínio para domínio; também o facto do comportamento normal dos dados se ir alterando, o que é considerado normal hoje pode não ser considerado normal no futuro e, desta forma, as técnicas utilizadas hoje podem não funcionar adequadamente no futuro. A acrescer a isto, temos a dificuldade que existe de distinção entre uma anomalia real e algo que possa parecer uma anomalia, que acontece devido ao facto dos dados conterem ruídos (Ahmed, Mahmood e Islam, 2016).

É importante ter sempre presente a definição de anomalia, que no entendimento dos autores Vasarhelyi e Issa (2011, p.2) “é uma instância (registro, transação, etc.) que não obedece a um ser e ao padrão geral do comportamento esperado (normal) num determinado conjunto de dados”.

5.2. Ferramentas de análise de dados

Tendo em conta a diversidade de técnicas de análise de dados, são apresentadas de seguida as que são identificadas na literatura como utilizadas para a deteção de fraude, nomeadamente redes bayesianas, mapa auto-organizado, regressão logística, árvores de decisão, modelo beneish, análise de conteúdo, *clustering* e lei de Benford.

Redes Bayesianas

A redes bayesianas são modelos que demonstram graficamente a probabilidade de existir fraude ou não (Tuyls, Maes e Vanschoenwinkel, 2001; Kotsianits, Koumanakos, Tzelepis e Tampakas, 2007). Esta técnica usa o teorema de Bayes, um método para determinar a probabilidade de uma determinada hipótese ser verdadeira (Kirkos, Spathis e Manolopoulos, 2007, p. 999).

Segundo Panigrahi, Kundu, Sural e Majumdar (2009), quando as transações são classificadas como normais, anormais ou suspeitas, são classificadas com base numa crença inicial, esta crença é reforçada ou enfraquecida quando as transações são testadas com as redes bayesianas.

A rede bayesiana é uma técnica considerada com uma boa performance na deteção da fraude com cartões de crédito. Quando as taxas praticadas de adesão aos cartões de crédito aumentam, os juros são elevados e os benefícios reduzidos, que são boas razões para testar se as transações são genuínas ou fraudulentas (Tuyls, Maes e Vanschoenwinkel, 2001).

Redes Neurais

As redes neurais tentam imitar o processamento de informações do cérebro humano. Uma rede neural é como um neurónio do cérebro, consiste em vários fluxos de entrada interligados, que são alimentadas numa função de ativação para produzir as suas saídas. Não é um método linear e, por isso, é defendido por alguns autores (Kirkos, Spathis e

Manolopoulos, 2007) para resolução de processos complexos em várias áreas, nomeadamente na financeira.

É um método bastante reconhecido para detetar fraude (Fanning e Cogger, 1998; Kou, Lu, Sirwongwattana e Huang, 2004; Zhou e Kapoor, 2011). É apresentado como sendo preciso na deteção da fraude e rápido no processamento na informação (Sujitha e Kumari, 2012), reduzindo substancialmente os custos de deteção (Kou, Lu, Sirwongwattana e Huang, 2004).

Mapa auto-organizado

Um mapa auto-organizado (SOM – *Self-Organizing Map*) é um tipo de rede neural artificial que consiste numa matriz única de neurónios. É usado um algoritmo não linear para conduzir as entradas de alta dimensão para a matriz bidimensional de neurónios (West e Bhattacharya, 2016).

O mapa auto-organizado é um método já conhecido para detetar fraude financeira nas empresas, através dos dados financeiros recolhidos nos rácios financeiros, nomeadamente rentabilidade, solvabilidade, capacidade de crescimento, nível de risco, capacidade operacional e fluxo de caixa (Jian, Ruicheng e Rongrong, 2016).

Numa primeira fase são seleccionados os índices financeiros e aplica-se a análise de correlação para eliminar correlações fortes entre os rácios e, na segunda fase a correlação rastreia os índices financeiros como dados de entrada e coloca-os no mapa auto-organizado e daí obtêm-se dois grupos, um normal e outro anormal. Através do grupo anormal obtido podem ser descobertos os dados financeiros fraudulentos (Jian et al., 2016).

O (SOM) mapa auto-organizado que funciona como um neurónio de um cérebro humano, pode efetivamente ajudar a detetar dados fraudulentos em diferentes áreas e “os resultados da identificação são mais objetivos e precisos” (Jian et al., 2016, p.609).

Olszewski (2014) salienta que a grande vantagem deste método é ter uma abordagem de deteção de fraude geral, podendo ser facilmente aplicado a bases de dados de diferentes sistemas de informação.

Regressão Logística

A regressão logística é uma técnica estatística que tem como objetivo produzir, a partir de um conjunto de observações, um modelo que permita a predição de valores tomados por uma variável categórica.

Segundo Zhou e Kapoor (2011, p. 571) “a regressão é o método mais utilizado para detetar a fraude das demonstrações financeiras”. Nas palavras de Aihua, Rencheng e Yaochen (2007, p. 4) “a regressão logística é útil para situações em que queremos prever a presença ou ausência de uma característica ou resultado com base em valores de um conjunto de variáveis preditoras”

Esta técnica também aplica como base os rácios financeiros para detetar a existência da fraude, como tal os resultados obtidos podem demonstrar que os valores das demonstrações financeiras foram de alguma forma manipulados. Zhou e Kapoor (2011) exemplificam como sinais da existência de manipulação o caso de haver valor de inventário elevado quando comparado com o valor das vendas, os valores em dívida quando comparados com o total de ativos, o lucro reduzido quando comparado com o ativo total, entre outros.

No entendimento de Beraldi (2014) esta técnica pode ser utilizada em diversas áreas. “A regressão logística compete com técnicas como redes neurais e árvore de decisão. Entretanto, ela acaba por ser mais utilizada por apresentar bom desempenho preditivo e ao mesmo tempo tender a fornecer modelos mais interpretáveis” (Assunção, 2012, p. 18).

Árvore de decisão

Uma árvore de decisão é uma representação de uma tabela de decisão sob a forma de uma árvore. Tem a mesma utilidade da tabela de decisão. Trata-se de uma maneira alternativa de expressar as mesmas regras que são obtidas quando se constrói a tabela.

A árvore de decisão segundo Castellón González e Velásquez (2013) é uma técnica muito usada por ser simples e por se aplicar a diversas áreas e interesses. Este método forma todos os pares possíveis de combinações de categorias. “O objetivo da árvore é classificar os dados de acordo com os valores discretos de uma variável de destino usando diversas variáveis do preditor” (Ata e Seyrek, 2009, p. 162). Cada nó pode ter um ramo ou mais e cada um desses ramos representa um possível valor que o nó pode tomar (Kotsianits, Koumanakos, Tzelepis e Tampakas, 2007). Mediante os resultados obtidos em cada nó

da árvore, podem surgir outros nós e conduzir a novos testes, fornecendo, assim, diferentes níveis hierárquicos de decisão ao utilizador.

No contexto da exploração de dados, a árvore de decisão consiste em algoritmos de classificação de dados, que alcançam a sua decisão executando uma sequência de testes. Os algoritmos utilizam as árvores de decisão e subdividem um problema complexo em vários subproblemas menores, que podem ser resolvidos de maneira recursiva.

A base de dados com que a árvore de decisão trabalha são os rácios extraídos das demonstrações financeiras, a rentabilidade da empresa, a solvabilidade, o endividamento, o total de ativos que possui, entre outros, focando assim na deteção da fraude nas demonstrações financeiras. No entendimento de Soltaniziba e Balafar (2015, p. 32) “a árvore de decisão é uma das ferramentas mais poderosas para classificar e prever”.

Modelo de Beneish

À semelhança de outras técnicas como a árvore de decisão e a regressão logística, o modelo de Beneish é uma técnica de análise de dados que usa rácios financeiros e 8 variáveis para identificar se as organizações estão a manipular os ganhos. As variáveis são construídas através dos extratos financeiros da empresa e, quando calculados, é criado um *M-Score* para descrever o grau com que os ganhos foram manipulados.

As 8 variáveis são as seguintes:

- 1- Índice de vendas diárias nos recebimentos;
- 2- Índice de margem bruta;
- 3- Índice de qualidade dos ativos;
- 4- Índice de crescimento de vendas;
- 5- Índice de depreciação;
- 6- Índice de vendas e despesas gerais de administração;
- 7- Índice de alavancagem;
- 8- Acréscimos totais dos ativos totais;

Estas 8 variáveis são combinadas para chegar a um *M-Score* da organização. Se for inferior a -2,22 sugere que a empresa não é manipulada, se for superior a -2,22 é sinal de que a empresa é manipulada (Beneish, 1999).

No entender de Tarjo e Herawati (2015, p. 928) o modelo Beneish M-Score pode ser usado para detetar a fraude, “quanto melhor as perspectivas da empresa, melhor pode ser usado para detetar a fraude.” Com a aplicação das 8 variáveis este modelo foi desenhado para detetar a fraude das demonstrações financeiras.

Para este modelo ser aplicado e descobrir potenciais fraudes é suficiente ter apenas dois anos de dados informativos, tendo em conta que é um método pouco dispendioso este pode ser bastante utilizado.

Beneish (1999) aponta como limitação o facto de o método ser estabelecido para estudar empresas cotadas e pode não ter a mesma performance nas empresas não cotadas.

Análise de conteúdo

A análise de conteúdo, conhecida também como exploração de dados textuais é semelhante à análise textual, refere-se ao processo de obtenção de informações importantes de um texto. O texto é adaptado para uma correta análise, as tabelas são retiradas, permanecendo apenas o seu conteúdo, a pontuação é retirada, assim como os números das páginas e os cabeçalhos, entre outros.

Para detetar a tentativa de esconder informação relevante ou detetar informação incorreta, este modelo usa toda a informação, todos os dados importantes que o texto contém (Gupta e Gill, 2012). A análise de conteúdo é uma variação da exploração de dados, esta análise obtém resultados estatísticos que indicam o nível de significância do texto.

Segundo Glancy e Yadav (2011, p. 595) o modelo aplicado na deteção de fraude em relatórios financeiros “é uma ferramenta de triagem consistente e precisa e irá fornecer apoio á decisão para deteção precoce de fraude.”

Os autores defendem que quem escreve os relatórios, quando o faz, sabe se é um relato fraudulento ou não. E, quando o é, a pessoa está sob algum tipo de pressão ao escrevê-lo, devido à tentativa de esconder a fraude que foi praticada. Assim, esta pressão afeta a elaboração dos textos e este modelo quando aplicado na análise desses textos, destaca os que são fraudulentos.

Clustering

Clustering, método de agrupamento de dados, é um algoritmo de aprendizagem sem supervisão, isto significa que os dados são analisados sem a existência de rótulos pré-determinados.

Esta é uma técnica para fazer agrupamentos automáticos de dados baseando-se na semelhança que existe entre eles, esta técnica é utilizada para detetar padrões anómalos. Existem 3 pressupostos chave para usar o agrupamento da deteção de anomalias, que de acordo com Ahmed et al. (2016) são os seguintes:

- **Pressuposto 1** – Podem ser criados grupos apenas de dados normais e, os dados que surgirem posteriormente, se não se enquadrarem nos grupos de dados normais são considerados anomalias.
- **Pressuposto 2** – Quando um *cluster* contém dados normais e anómalos, normalmente os dados normais estão próximos da média do *cluster* e as anomalias estão longe.
- **Pressuposto 3** – Quando num grupo existem *clusters* de vários tamanhos, os menores e mais dispersos podem ser considerados como *clusters* anómalos e os que estão mais próximos e são de maior volume podem ser considerados normais.

Devido à dificuldade em identificar transações suspeitas/anormais, muitas vezes sentida pelos profissionais da área de investigação de fraude financeira, *clustering* é uma técnica de deteção de anomalias e fraude com muito potencial.

Bolton e Hand (2001) defendem que esta técnica é utilizada para detetar agrupamentos naturais nos dados financeiros, neste contexto quando este método deteta um *outlier*, isto é, um grupo de dados que embora possa ser de pequena dimensão, não se comporta de forma igual aos outros grupos, pode ser considerado anómalo. Este método é aplicado na deteção de fraude de cartão de crédito.

A análise por *clusters* é um método muito promissor, esta técnica através de um grande grupo de dados produzirá sempre pequenos grupos intitulados de normais ou anormais, corretos ou suspeitos (Thiprungsri e Vasarhelyi 2011).

Lei de Benford

A lei de Benford, também conhecida como a lei do primeiro dígito, refere-se à distribuição de dígitos em várias fontes de casos reais. Sem homogeneidade, esta distribuição mostra que o dígito 1 tem 30% de hipótese de aparecer na primeira posição de um número, enquanto valores maiores tem menos probabilidade de aparecer.

Esta lei segundo Durtschi, Hillison e Pacini (2004) é o caminho efetivo para os auditores não identificarem discrepâncias operacionais, mas para descobrir fraude em números contabilísticos, isto é, nas transações contabilísticas registadas.

Quando os auditores decidem usar a lei de Benford devem ter em consideração os seguintes pontos:

- Em que tipo de conta a análise Benford é efetiva: com a análise de Benford é analisada a conta inteira para determinar se os algarismos caem ou não na distribuição de Benford.
- Que testes devem ser feitos e como devem ser interpretados os resultados: quando há a suspeita de falsos positivos ou falsos negativos, isto é, identificação de fraude que não existe ou existência de fraude não identificada, deve ser considerado um nível de materialidade superior e as contas devem ser analisadas com maior profundidade.
- Quando aplicar a lei de Benford: a análise de Benford aplica-se, por exemplo, a fraudes de contas a pagar e a receber, a registos de ativos, no entanto não se aplica a outros tipos de fraude porque a base de dados não é apropriada. São exemplos as moradas e contas bancárias duplicadas que não podem ser detetadas com esta análise.
- Que ajuda obtém o auditor da lei de Benford para identificar contas suspeitas: os autores sugerem que devem ser feitos testes adicionais para complementar a análise de Benford. Sugerem que deve ser utilizada outra ferramenta como primeira ferramenta e depois aplicada a lei de Benford.

São apresentados no quadro 6 os pontos fortes e os pontos fracos dos métodos de deteção de fraudes que se acabou de referir.

Quadro 6 - Pontos Fracos e Pontos Fortes dos Métodos de Detecção

Fonte: Adaptado de West e Bhattacharya (2016)

	Pontos Fortes	Pontos Fracos
Redes Bayesianas	Aptidão comprovada com outros problemas de classificação binária não-algorítmica; Potencial para operar em tempo real.	Requer forte reconhecimento do comportamento normal e anormal para o tipo de fraude investigado.
Redes Neurais	Relação bem sucedida com a detecção de fraudes; Aptidão comprovada com outros problemas de classificação binária não-algorítmica.	Não é adequado para operar em tempo real; Requer uma renovação constante para se adaptar a novos métodos de fraude.
Mapa auto-organizado	Implementação simples; De fácil compreensão para os auditores dada a natureza visual dos resultados.	A visualização requer observação do auditor, não pode ser de total automatização.
Regressão Logística	Os erros não seguem uma distribuição de probabilidade do tipo normal; A resposta é categórica.	Apenas pode ser usada para prever funções discretas; Tamanho da amostra não pode ser muito grande.
Árvore de Decisão	Implementação simples; O treino e a execução não requerem muito uso informático, o que dá potencial para operar em tempo real.	A otimização durante a configuração inicial requer elevado uso informático; Requer adaptação constante para se adaptar a novos métodos de fraude.
Modelo de Beneish	Considera variáveis relacionadas com a detecção e com o incentivo da fraude; Tem poder exploratório de fraude; Custo efetivo, exige pelo menos 2 anos de dados.	Estudo baseado em dados desatualizados; Grande taxa de erros de classificação; É estimado para informações financeiras de empresas cotadas, pode não ser confiável a sua aplicação nas outras.
Análise de Conteúdo	Elevada utilidade para detetar fraudes em bases de dados com dados textuais, como por exemplo nas demonstrações financeiras.	Os dados textuais são tipicamente mais subjetivos e, portanto, mais difíceis de processar; Requer outro método de classificação para executar a detecção de fraude real.
Clusterings	Relação de sucesso com a detecção de fraudes; Elevada perceção das características dos grupos identificados; Não necessita de classes de dados predefinidas nem de exemplos testados e rotulados anteriormente.	Um <i>cluster</i> colocado no limiar da definição entre normal e anormal pode levar à classificação errada; falsos alarmes.
Lei de Benford	Os testes são diretos e facilmente implementados em folhas espalhadas sem qualquer software adicional; A maioria dos dados contabilísticos podem ser compatíveis com a distribuição de Benford.	Só pode ser aplicado a dados distribuídos em várias ordens de amplitude; Nem todos os dados não conformes são necessariamente fraudulentos; Certos tipos de fraude não são detetáveis com este tipo de análise.

6. Investigação Empírica na área

No sentido de perceber que métodos de análise de dados podem ser utilizados na detecção de fraudes e quais se adequam mais aos vários domínios, foram vários os autores como Fanning e Cogger (1998); Weinberg e Weinberg (1998); Durtschi, Hillison e Pacini (2004); Kirkos, Spathis e Manolopoulos (2007); Tasoulis, Weston, Adams e Hand (2008); Deng e Mei (2009); Dong, Liao e Liang (2016); West e Bhattacharya (2016), entre outros, que se debruçaram sobre uma ou várias técnicas.

Neste âmbito testaram a capacidade das redes neurais em detetar a fraude de gestão através dos dados das demonstrações financeiras que são públicos e defendem que as redes neurais têm capacidade superior aos métodos estatísticos para detetar este tipo de fraude (Fanning e Cogger, 1998).

Também Ghosh e Reilly (1994) discutiram e verificaram a aplicabilidade das redes neurais na detecção da fraude de cartão de crédito. Verificaram que esta técnica é viável na detecção deste tipo de fraude e que é possível reduzir entre 20% e 40% as perdas totais com a fraude de cartão de crédito.

Se por um lado há autores que defendem que este é um método aplicável a diferentes áreas e que é rápido, como Sujitha e Kumari (2012), no sentido completamente oposto, há autores como Tuyls et al. (2001) que defendem que a rapidez, facilidade e confiabilidade desta técnica é algo que é assumido erradamente. Estes autores mostram com o seu estudo de detecção de fraude de cartão de crédito que as redes bayesianas obtêm melhores resultados na detecção quando comparadas com as redes neurais.

No mesmo sentido Kirkos, Spathis e Manolopoulos (2007) realizaram um estudo onde exploraram a eficácia das redes bayesianas, redes neurais e da árvore de decisão na detecção de empresas que emitem demonstrações financeiras fraudulentas e concluíram que as redes bayesianas têm melhor performance do que as redes neurais e do que a árvore de decisão. Neste estudo baseado nos rácios retirados das demonstrações financeiras, as redes bayesianas demonstraram que rácios como o capital em dívida, a rendibilidade dos ativos e as vendas, estavam adulterados.

Decisão diferente resultou do estudo de Kotsianits et al. (2007). Estes autores usaram dados de uma amostra selecionada de 164 empresas gregas onde 41 das 164 empresas continham indicadores da possibilidade de fraude, e as restantes 123 não eram suspeitas. Extraíram variáveis das demonstrações financeiras e aplicaram métodos como a árvore de decisão, as redes neurais, as redes bayesianas, a regressão logística, entre outros. Nos resultados obtidos, na comparação entre estes quatro métodos, a precisão da detecção de anomalias nas demonstrações financeiras foi superior com a árvore de decisão, tendo uma diferença de superioridade relativamente à regressão logística, às redes bayesianas e às redes neurais de aproximadamente 16%, 17% e 18%, respetivamente. Isto é, a melhor performance observada dos diferentes métodos foi com a árvore de decisão.

Da comparação entre as ferramentas redes neurais e regressão logística aplicadas na detecção de fraude de cartão de crédito que Sahin e Duman (2011) fizeram, resultou uma melhor performance na detecção de erros com as redes neurais do que com a regressão

logística. No entanto, os autores aconselham a utilização de ambas as ferramentas para investigações de fraude de cartão de crédito.

Com o mesmo objetivo, diminuir o risco de fraude de cartão de crédito, também Aihua et al. (2007) testaram três técnicas de detecção de fraude de cartão de crédito. Com informações reais dos cartões de crédito verificaram a aplicabilidade que a regressão logística, as redes neurais e a árvore de decisão têm na detecção deste tipo de fraude, e os resultados mostraram que a regressão logística e as redes neurais obtêm melhores performances do que a árvore de decisão. Este resultado vai um pouco ao encontro de Sahin e Duman (2011) quando recomenda a utilização de ambas as ferramentas.

Os resultados experimentais de Deng e Mei (2009) da aplicação do mapa auto-organizado em 100 empresas chinesas, das quais 50 intituladas de fraudulentas e 50 conhecidas como normais, mostraram que os frutos obtidos são influenciados pelos valores iniciais de entrada e também pela sua ordem de entrada. Sugeriram que para obter melhores resultados fosse adicionada uma medida de validade de dados.

Da investigação efetuada por Jian et al. (2016) com a finalidade de detetar dados financeiros fraudulentos nas demonstrações financeiras de uma amostra selecionada de empresas chinesas, resultou um parecer positivo relativamente à eficácia do mapa auto-organizado em detetar fraude. No entanto, os autores salientam que a precisão de detecção com esta técnica ainda não alcança resultados de previsão ideais.

Beneish (1999) testou como trabalhavam as oito variáveis inerentes a este modelo (modelo de Beneish) e os resultados mostraram capacidade elevada de manipulação nas demonstrações financeiras. Salienta, no entanto, que o modelo identifica a probabilidade, mas com grandes taxas de erro no que toca a custos, o que pode induzir erradamente os investidores.

Abdul, Othman, Arif, Abdul e Omar (2013) estudaram a aplicação do modelo de Beneish e da lei de Benford e fizeram uma comparação entre eles. Os autores concluíram que ambos os modelos podem ser utilizados para detetar fraude de diferentes formas, e apresentaram o quadro 7.

Quadro 7 - Comparação da aplicação dos modelos Beneish e Lei de Benford

Fonte: Adaptado de Abdul Aris et al. (2013)

	Lei de Benford	Modelo de Beneish
Aplicação	Técnica que envolve examinar a frequência real dos dígitos nos dados.	Técnica matemática que usa 8 índices financeiros para detetar manipulações nas demonstrações financeiras.
Como	Começa com um teste de desvio de medição e depois um teste de estatística D.	Cria um M-Score que se baseia na combinação de 8 variáveis diferentes.
Aplicação e uso	Usada para detetar fraude em seguros, impostos, reportes de despesas de funcionários, faturas de fornecedores, contas a receber e a pagar e também registo de ativos.	Usada para detetar manipulações em várias organizações com pelo menos 2 anos de demonstrações financeiras disponíveis.

Com dados de faturas de compra e de venda de empresas fictícias Tota, Aliaj e Lamçja (2016, p.76) verificaram a aplicabilidade da lei de Benford na deteção de fraude, isto é, se as frequências esperadas dos dígitos estão de acordo com os registos da contabilidade, porque “mesmo quando as pessoas inventam números sem um objetivo, com uma fraude em mente, as frequências digitais não estão em conformidade com a lei de Benford”. O resultado extraído foi que, como era de prever segundo a afirmação do autor, os dados não estão em conformidade com a frequência de dígitos da lei de Benford, visto que eram dados inventados, era o expectável.

Utilizando um novo conceito do uso da lei de Benford na análise analítica, Busta, Weinberg e Weinberg (1998) usam as redes neurais para distinguir os dígitos que estão em conformidade com a lei e os que não estão. Os autores afirmam que este conceito é de eficácia superior à tradicional análise analítica. Na investigação efetuada os resultados mostram que se os dados forem fraudulentos (para um nível de significância de 10%) a revisão analítica de Benford deteta 68% dos casos, no caso de os dados serem verdadeiros a revisão analítica de Benford deteta 67% dos casos. Sendo que esta percentagem de deteção não é das mais elevadas de todos os modelos aqui apresentados, fica a dúvida da eficácia desta revisão analítica de Benford.

Foi através dos relatórios emitidos pelos auditores e tornados públicos que Glancy e Yadav (2011) verificaram a eficácia da análise de conteúdo a detetar fraude nas demonstrações financeiras. Da amostra de relatórios selecionados entre os anos de 2006 e 2008, prepararam os textos e removeram pontuação e tabelas (ficando apenas o texto que continham). Da análise efetuada o resultado obtido foi a existência de probabilidade

de fraude em algumas empresas da amostra. A fraude foi detetada com a aplicação do método de análise de conteúdo aos relatórios financeiros e os auditores salientam ainda o potencial deste método para detetar fraudes noutros meios que não o financeiro.

No sentido de comparar a precisão da análise de conteúdo com a precisão de um método “numérico”, Dong, Liao e Liang (2016) empregaram a análise de conteúdo e um método que utiliza rácios financeiros. Concluíram nesta investigação que a precisão na deteção foi superior com a análise de conteúdo do que com o modelo numérico, concluíram ainda que os dois se complementam e transmitem uma ideia mais apropriada.

Na investigação da utilidade da técnica *clustering*, que resulta no agrupamento de dados semelhantes entre si, Tasoulis, Weston, Adams e Hand (2008) apuraram que esta técnica deteta transações fraudulentas com cartões de crédito.

Com o objetivo de averiguar a ocorrência de fraude nos seguros, isto é, no pagamento das indemnizações aos segurados, os autores Thiprungsri e Vasarhelyi (2011) recolheram dados do 1º trimestre de 2009 de uma empresa de seguros do ramo vida dos Estados Unidos da América. A amostra recolhida das reclamações pagas de seguro de vida totalizaram 40.080. Aplicaram a técnica de *clustering* à amostra, tendo em conta as semelhanças entre si, e obtiveram *clusters* anómalos, isto é, com características diferentes dos outros, e *clusters* normais. Os autores alertam que o facto de terem características diferentes não significa necessariamente que são fraudulentos, podem ter outros fatores que os façam ser diferentes, mas não fraudulentos.

Albashrawi (2016) realizou um estudo de revisão das ferramentas de exploração de dados mais usadas na deteção da fraude financeira entre os anos de 2004 e 2015. Da pesquisa efetuada o autor encontrou vários tipos de fraude financeira e vários tipos de técnicas de exploração de dados aplicadas. Dos tipos de fraude o autor enumerou os seguintes: fraude das demonstrações financeiras; fraude de seguro automóvel; fraude de seguro de saúde; fraude contabilística; fraude de cartão de crédito; lavagem de dinheiro; fraude na saúde; fraude financeira ocupacional; fraude de transações de aquisição; fraude de seguro de vida; fraude de contas bancárias e fraude fiscal.

Consequentemente, na sua pesquisa o autor destacou alguns métodos de análise de dados tendo em conta a frequência de uso de cada um na investigação que efetuou e, que podem

ser aplicados aos vários tipos de fraude financeira enumerados. De entre os quais os constantes na figura 5.

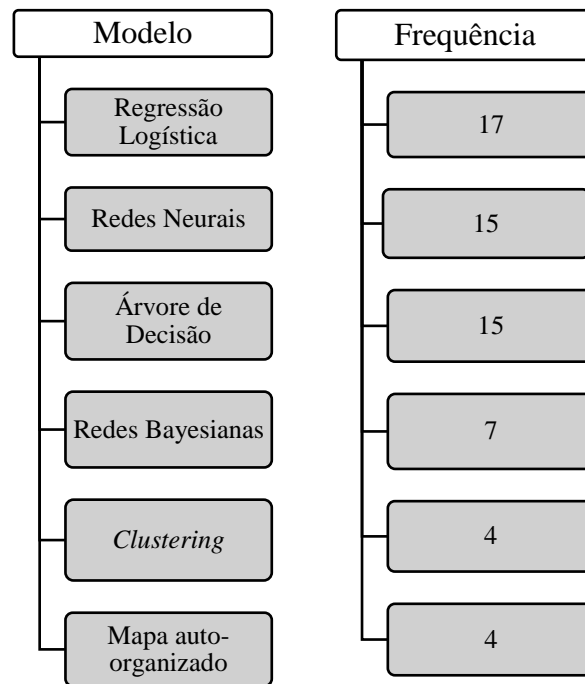


Figura 5 - Métodos de exploração de dados mais usados, frequência de uso, descrição e aplicação aos negócios

Fonte: Adaptado de Albashrawi (2016)

Com um objetivo semelhante, West e Bhattacharya (2016) realizaram também uma revisão dos métodos de deteção de fraude financeira que utilizam a inteligência computacional (CI), isto é, ferramentas de deteção baseadas ou com a ajuda essencial de programas informáticos. Esta revisão compreendeu os anos entre 2004 e 2014 e o foco foram os estudos empíricos realizados na deteção de fraude baseada na inteligência computacional.

As técnicas de deteção identificadas na revisão da literatura efetuada pelos autores, de entre outras, foram as presentes na figura 6.

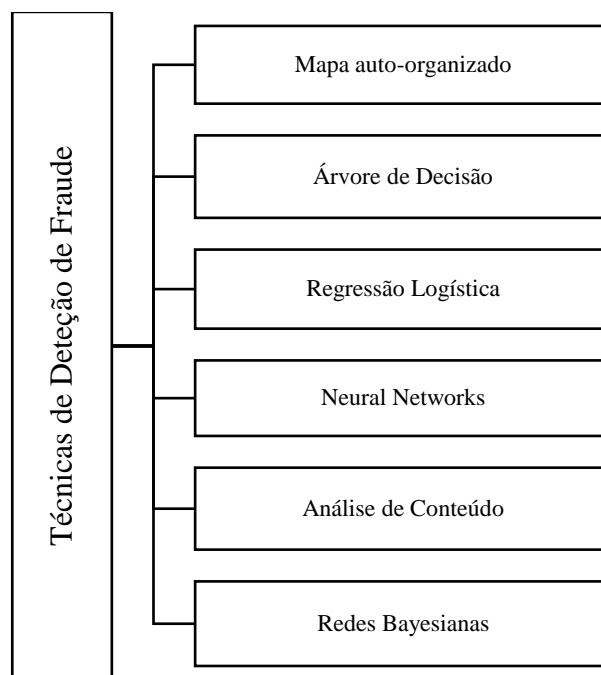


Figura 6 - Técnicas de Detecção de Fraude

Fonte: Adaptado de West e Bhattacharya (2016)

Sensivelmente durante o mesmo período de tempo os diferentes autores realizaram duas revisões dos métodos de detecção de fraude financeira que têm vindo a ser mais utilizados, sejam eles estatísticos ou por classificação, supervisionados ou não, paramétricos ou não paramétricos, os autores identificaram em ambos os estudos maioritariamente os mesmos métodos.

Em suma, verificou-se com esta análise empírica que as redes bayesianas, as redes neurais, a regressão logística, a árvore de decisão e o modelo de Beneish têm boa performance na detecção de fraudes de cartão de crédito e fraudes das demonstrações financeiras. O mapa auto-organizado, a análise de conteúdo e a lei de Benford têm resultados favoráveis quando aplicados na detecção de fraudes das demonstrações financeiras. O *clustering* é um método que aplicado à fraude de seguros (qualquer que seja o ramo) e à fraude de cartão de crédito deteta as anomalias existentes. Sendo que o principal foco da auditoria externa são as demonstrações financeiras, o *clustering* aplicado como único método, não obtém resultados satisfatórios na detecção de fraudes nas demonstrações financeiras, não ficando desta forma nas preferências dos auditores. No entanto, se aplicado em simultâneo com outro método poderá resultar satisfatoriamente.

Sob forma de resumo, foi elaborado o quadro 8 onde se pode verificar a relação que existe entre os modelos de detecção abordados e os tipos de fraude financeira em que os mesmos demonstraram resultados positivos.

Quadro 8 - Quadro Resumo

Fonte: Elaboração Própria

Autores	Ano	Modelos de Detecção									Tipos de Fraude		
		MAO	MB	LB	RN	RB	AD	AC	RL	C	D.F.	C.C.	Seg.
Deng, Q., & Mei, G.	2009	X									X		
Jian, L., Ruicheng, Y., & Rongrong, G.	2016	X									X		
Abdul Aris, N., Othman, R., Mohd Arif, S. M., Abdul Malek, M. A., & Omar, N.	2013		X	X							X	X	
Beneish, M. D.	1999		X								X		
Fanning, K., & Cogger, K. O.	1998				X						X		
Ghosh, S., & Reilly, L. D.	1994				X						X		
Tuyls, K., Maes, S., & Vanschoenwinkel, B.	2001					X						X	
Kirkos, E., Spathis, C., & Manolopoulos, Y.	2007				X	X	X				X		
Kotsianits, S., Koumanakos, E., Tzelepis, D.	2007				X	X	X		X		X		
Sahin, Y., & Duman, E.	2011				X				X			X	
Aihua, S., Rencheng, T., & Yaochen, D.	2007				X		X		X			X	
Tota, I., Aliaj, A., & Lamcja, J.	2016		X	X							X		
Busta, B., Weinberg, R., & Weinberg, R.	1998			X	X						X		
Glancy, F. H., & Yadav, S. B.	2011							X			X		
Dong, W., Liao, S., & Liang, L.	2016							X			X		
Tasoulis, D. K., Weston, D. J., Adams, N. M., & Hand, D. J.	2008									X		X	
Thiprungsri, S., & Vasarhelyi, M. A.	2011									X			X

7. Conclusões

Como é possível verificar a fraude é uma realidade e um tema abordado na literatura há muitos anos e por inúmeros autores, em diferentes vertentes da sua execução.

Nos últimos anos, o combate à fraude passou a merecer maior atenção por parte das empresas. Historicamente, as entidades preferiam centrar esforços noutros aspetos do negócio, como o aumento de vendas, em detrimento do combate à fraude. No entanto, as exigências dos órgãos reguladores de boas práticas de gestão, bem como a própria necessidade de melhorar o desempenho operacional, fizeram com que o combate à fraude ganhasse uma importância significativa na gestão das organizações.

À medida que os tempos mudam, as fraudes cometidas vão mudando também, ficando estas mais “sofisticadas”. Neste sentido é preciso não ficar parado, porque as “velhas” medidas podem deixar de ser eficazes.

Neste contexto, pretendeu-se com esta dissertação realizar uma revisão da literatura com o objetivo de responder à questão – O auditor e a deteção de fraude: qual o papel e técnicas a aplicar?

Com a análise da diversa literatura consultada pode-se concluir que antes de mais, o auditor deve ter muito presente a definição de fraude e o que a determina. Deve conhecer os fatores demográficos, culturais, económicos, sociais, psicológicos, sociológicos e técnicos que podem conduzir à efetivação de atos ilícitos. Deve também ter em consideração que uma intenção de execução leva à procura da oportunidade perfeita e que a existência da oportunidade conduz à racionalização. A somar a estes fatores o facto de o indivíduo possuir a capacidade de executar o ato fraudulento, são conjugações ideais para a fraude acontecer.

O auditor tem um papel importantíssimo neste campo, que é a identificação dos *red flags* da fraude, seja ela corrupção, apropriação indevida de ativos ou fraude de demonstrações financeiras. Estes *red flags* revelam-se através de atitudes, palavras ditas ou escritas e chamam a atenção do auditor para a possibilidade de ocorrência de qualquer tipo de ato ilícito. Com o conhecimento e identificação de algum destes *red flags*, o auditor deve aprofundar a sua análise em determinado(s) ponto(s) da auditoria que está a executar. Esta conclusão foi transversal a toda a literatura analisada sobre os *red flags* que conduzem à

melhor compreensão das condições em a que a fraude ocorre. Muitos destes *red flags* identificam até por quem a fraude foi cometida, pelo gestor, pela administração ou pelos funcionários.

Os *red flags* têm níveis de significância diferentes para os diferentes tipos de auditores como foi denotado por Gullkvist e Jokipii (2013), sendo que os auditores internos atribuem maior importância aos *red flags* do controlo interno, os auditores criminais aos *red flags* da gestão e mais relacionados com as demonstrações financeiras, enquanto que os auditores externos atribuem relevâncias equivalentes aos *red flags* das demonstrações financeiras e do controlo interno.

Para auxiliar o auditor no seu trabalho, a literatura estudada apresenta várias ferramentas de análise de dados, como sejam o modelo das redes bayesianas, o modelo das redes neurais, o mapa auto-organizado, a regressão logística, as árvores de decisão, o modelo de Beneish, a análise de conteúdo, o método de *clustering* e a lei de Benford. Estas ferramentas de análise de dados são de grande utilidade para os auditores, pois têm a capacidade de fazer análise de grandes conjuntos de dados, facto que pode acontecer em muitas empresas. Estes conjuntos de dados podem ser em números, aliás são na sua grande maioria, no entanto, também podem ser dados textuais, conforme se verificou na literatura.

Verifica-se com o estudo destas ferramentas que umas se adequam mais a um certo tipo de fraudes do que outras. Por exemplo as redes neurais têm boa performance na deteção de fraude nas demonstrações financeiras, assim como as árvores de decisão e a análise de conteúdo. As redes bayesianas e a técnica de *Clustering* têm boa performance na deteção de fraude de cartão de crédito.

Em resumo, o auditor desempenha uma função de elevada importância na deteção de fraudes, na medida em que o seu *know how* sobre os tipos de fraude possíveis, os seus determinantes e os *red flags* que pode ter cada tipo de fraude podem ser fundamentais para a identificação da fraude. Para constatar se os indícios têm fundamento, as ferramentas de análise de dados são muito benéficas. Dependendo do tipo de fraude que esteja a investigar, o auditor pode aplicar uma ferramenta ou mais separadamente ou, até mesmo, uma de base e outra de forma auxiliar e tirar conclusões sobre a sua suspeita. No entanto, não existe a obrigatoriedade de existência de uma suspeita para a aplicabilidade

destes métodos, mesmo sem suspeita o auditor pode aplica-los no exercício das suas funções.

Esta revisão da literatura oferece aos auditores informação útil dos tipos de fraude e das técnicas de deteção aplicáveis a cada uma delas. Os auditores podem seleccionar a técnica mais adequada, tendo em conta o contexto e desempenho específico.

Será necessário melhorar a qualidade e fiabilidade da informação transmitida a terceiros. O desenvolvimento desta temática dos modelos de deteção do fenómeno fraude tem tido avanços importantes e interessantes, no entanto, a elaboração desta revisão da literatura levanta a possibilidade de que mais pesquisas sobre os diferentes tipos de fraude financeira poderiam levar a um quadro geral de melhoria e precisão de métodos de deteção.

Esta investigação apesar de alcançar os objetivos pretendidos, o facto de os resultados serem limitados por pesquisa bibliográfica e palavras-chave fez com que a busca se tornasse fechada.

No entanto, conduz a aperfeiçoamentos e acredito que contribua como linha orientadora.

Referências

- Abdul, A. N., Othman, R., Arif, S. M. M., Abdul, M. A. M., e Omar, N. (2013). Fraud Detection : Benford ' s Law vs Beneish Model. *IEEE Symposium in Humanities, Science and Engineering Research (SHUSER)*, (JUNE), 726–731. Retrieved from https://www.researchgate.net/publication/259783068_Fraud_Detection_Benford's_Law_vs_Beneish_Model
- ACFE. (2012). *Report To the Nationios on Occupational Fraud and Abuse*. Retrieved from https://www.acfe.com/uploadedFiles/ACFE_Website/Content/rtnn/2012-report-to-nations.pdf
- ACFE. (2014). *Report To the Nations on Occupational Fraud and Abuse*. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2222608>
- ACFE. (2016). *Report To the Nationios on Occupational Fraud and Abuse*. Retrieved from <https://www.acfe.com/rtnn2016/docs/2016-report-to-the-nations.pdf>
- Adrian, B. (2015). Detecting and Preventing Fraud with Data Analytics, 32(15), 1827–1836. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)01485-9](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)01485-9)
- Afonso, Ó. (2015). Motivações para a fraude e evasão fiscais, 2 Pages. Retrieved from <http://www.gestaodefraude.eu/wordpress/?p=22035>
- Ahmed, M., Mahmood, A. N., e Islam, M. R. (2016). A survey of anomaly detection techniques in financial domain. *The International Journal of Digital Accounting Research*, 55, 278–288. <https://doi.org/10.1016/j.future.2015.01.001>
- Aihua, S., Rencheng, T., e Yaochen, D. (2007). Application of classification models on credit card fraud detection. *2007 International Conference on Service Systems and Service Management*, (July 2007), 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICSSSM.2007.4280163>
- Alarcón, G., Garre, M. E. e Ramón, M.-D. (2007). Un Análisis Empírico de los Principales Determinantes de la Evasión Fiscal en España, (January 2007), 1–48. Retrieved from <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3137341>
- Albashrawi, M. (2016). Detecting Financial Fraud Using Data Mining Techniques : a decade Review from 2004 to 2015. *Journal of Data Science*, 14(3), 553–570. Retrieved from http://www.jds-online.com/file_download/558/改10-Detecting+Financial+Fraud+Using+Data+Mining+Techniques-JDS_V3.pdf
- Albrecht, W. S., Albrecht, C. C., e Albrecht, C. O. (2006). *Fraud Examination*. W. Calhoun, Ed.) (Second Edi). Louisville, Canada: Rob Dewer.
- Allingham, M. G., e Sandmo, A. (1972). Income tax evasion: a theoretical analysis. *Journal of Public Economics*, 1(3–4), 323–338. <https://doi.org/10.1016/0047->

- Ata, H. A., e Seyrek, İ. H. (2009). The Use of Data Mining Techniques in Detecting Fraudulent Financial Statements: an Application on Manufacturing Firms. *The Journal of Faculty of Economics and Administrative Sciences*, 14(2), 157–170. Retrieved from <http://eds.a.ebscohost.com/eds/pdfviewer/pdfviewer?vid=0&sid=3524741a-b654-4d65-87d8-056de072ddb7%40sessionmgr4008>
- Assunção, F. (2012). *Estratégias para tratamento de variáveis com dados faltantes durante o desenvolvimento de modelos preditivos*. Retrieved from <https://www.google.pt/search?q=Estrategias+para+tratamento+de+variaveis+com+dados+faltantes+durante+o+desenvolvimento+de+modelos+preditivos&oq=Estrategias+para+tratamento+de+variaveis+com+dados+faltantes+durante+o+desenvolvimento+de+modelos+preditivos&aqs>
- Beraldi, F. (2014). *Atualização dinâmica de modelo de regressão logística binária para detecção de fraudes em transações eletrônicas com cartão de crédito*. Retrieved from Dissertacao_FIDEL_BERALDI_IME_USP.pdf
- Beneish, M. D. (1999). The Detection of Earnings Manipulation. *Financial Analysts Journal*, 5(June), 24–36. Retrieved from <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.195.3676&rep=rep1&type=pdf>
- Bolton, R. J., e Hand, D. J. (2001). Unsupervised Profiling Methods for Fraud Detection. *Imperial College*, 1-16. <https://doi.org/10.1.1.24.5743>
- Busta, B., Weinberg, R., e Weinberg, R. (1998). Using Benford ' s law and neural networks as a review procedure. *Managerial Auditing Journal*, 13(6), 356–366. Retrieved from <https://doi.org/10.1108/02686909810222375%0ADownloaded>
- Castellón González, P., e Velásquez, J. D. (2013). Characterization and detection of taxpayers with false invoices using data mining techniques. *Expert Systems with Applications*, 40(5), 1427–1436. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.08.051>
- Dellaportas, S. (2013). Conversations with inmate accountants: Motivation, opportunity and the fraud triangle. *Accounting Forum*, 37(1), 29–39. <https://doi.org/10.1016/j.accfor.2012.09.003>
- Deng, Q., e Mei, G. (2009). Combining self-organizing map and k-means clustering for detecting fraudulent financial statements. *International Conference on Granular Computing, GRC 2009*, 126–131. <https://doi.org/10.1109/GRC.2009.5255148>
- Dong, W., Liao, S., e Liang, L. (2016). *Financial Statement Fraud Detection Using Text Mining: A Systemic Functional Linguistics Theory Perspective*. 1-5. Retrieved from

http://epic.is.cityu.edu.hk/sigbps/BPS15/docs/SIGBPS2015_paper_10.pdf

- Dorminey, J., Scott Fleming, A., Kranacher, M. J., e Riley, R. A. (2012). The evolution of fraud theory. *Issues in Accounting Education*, 27(2), 555–579. <https://doi.org/10.2308/iace-50131>
- Durtschi, C., Hillison, W., e Pacini, C. (2004). The Effective Use of Benford ’ s Law to Assist in Detecting Fraud in Accounting Data. *Journal of Forensic Accounting*, 99(99), 17–34. Retrieved from <http://www.uic.edu/classes/actg/actg593/Readings/Auditing/The-Effective-Use-Of-Benford's-Law-To-Assist-In-Detecting-Fraud-In-Accounting-Data.pdf>
- Fanning, K., e Cogger, K. O. (1998). Neural network detection of management fraud using published financial data. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management*, 7(1), 21–41. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1174\(199803\)7:1<21::AID-ISAF138>3.0.CO;2-K](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1174(199803)7:1<21::AID-ISAF138>3.0.CO;2-K)
- Ferreira, J. (2015). *Padrões e Determinantes de Comportamentos de Evasão Fiscal das Pequenas e Médias Empresas*. Dissertação de Mestrado. Retrieved from <https://repositorio.iscte-iul.pt/handle/10071/255>
- Gino, F., Ayal, S., e Ariely, D. (2014). Self-Serving Altruism? The Lure of Unethical Actions that Benefit Others. *J Econ Behav Organ*, (617), 1–14. <https://doi.org/10.1016/j.jebo.2013.04.005>.Self-Serving
- Ghosh, S., e Reilly, L. D. (1994). Credit card fraud detection with a neural-network. In *Proceedings of the Twenty-Seventh Hawaii International Conference on System Sciences* (pp. 621–630). <https://doi.org/10.1109/HICSS.1994.323314>
- Glancy, F. H., e Yadav, S. B. (2011). A computational model for financial reporting fraud detection. *Decision Support Systems*, 50(3), 595–601. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.010>
- Gullkvist, B., e Jokipii, A. (2013). Perceived importance of red flags across fraud types. *Critical Perspectives on Accounting*, 24(1), 44–61. <https://doi.org/10.1016/j.cpa.2012.01.004>
- Gupta, R., e Gill, N. S. (2012). Financial Statement Fraud Detection using Text Mining. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 3(12), 189–191. Retrieved from https://thesai.org/Downloads/Volume3No12/Paper_30-Financial_Statement_Fraud_Detection_using_Text_Mining.pdf
- IFAC. (2012). International Standard on Auditing 200 Overall Objectives of the independent auditor and the conduct of an audit in accordance with international standards on auditing. *ISA 200*. Retrieved from

- IFAC. (2009a). International Standard on Auditing 240 the Auditor ' S Responsibilities Relating To Fraud in an Audit of Financial Statements. *ISA 240*. Retrieved from <http://www.ifac.org/sites/default/files/downloads/a012-2010-iaasb-handbook-isa-240.pdf>
- IFAC. (2009b). International Standard on Auditing 315 Identifying and Assessing the Risks of Material Misstatement Through Understanding the entity and its environment. *ISA 315*. Retrieved from <http://www.ifac.org/system/files/downloads/a017-2010-iaasb-handbook-isa-315.pdf>
- Jian, L., Ruicheng, Y., e Rongrong, G. (2016). Self-Organizing Map Method for Fraudulent Financial Data Detection. *Proceedings - 2016 3rd International Conference on Information Science and Control Engineering, ICISCE 2016*, 607–610. <https://doi.org/10.1109/ICISCE.2016.135>
- Kirkos, E., Spathis, C., e Manolopoulos, Y. (2007). Data Mining techniques for the detection of fraudulent financial statements. *Expert Systems with Applications*, 32(4), 995–1003. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.02.016>
- Kotsianits, S., Koumanakos, E., Tzelepis, D., e Tampakas, V. (2007). Forecasting Fraudulent Financial Statements using Data Mining. *IT Professional*, 1(12), 844–849. Retrieved from [http://www.acc.ncku.edu.tw/chinese/faculty/shulc/courses/cas/articles/Forecasting fraudulent financial statements using data mining.pdf](http://www.acc.ncku.edu.tw/chinese/faculty/shulc/courses/cas/articles/Forecasting%20fraudulent%20financial%20statements%20using%20data%20mining.pdf)
- Kou, Y., Lu, C., Sirwongwattana, S., e Huang, Y.-P. (2004). Survey of fraud detection techniques. *International Conference on Networking, Sensing & Control*, 2(3), 749–754. <https://doi.org/10.1109/ICNSC.2004.1297040>
- Kranacher, M.-J., Richard, A. Riley, J., e Wells, J. T. (2011). *Forensic Accounting and Fraud Examination*. John Wiley & Sons, Inc.
- Mazar, N., Amir, O., e Ariely, D. (2008). The Dishonesty of Honest People: A Theory of Self-Concept Maintenance. *Journal of Marketing Research*, 45(6), 633–644. <https://doi.org/10.1509/jmkr.45.6.633>
- Mckenzie, S. (2009). *Driven to Cheat: A Study on the Drivers of Dishonesty—through the Game of Golf*. Dissertação de Mestrado. Retrieved from [http://dukespace.lib.duke.edu/dspace/bitstream/handle/10161/1400/McKenzie %2C Scott.pdf?sequence=1](http://dukespace.lib.duke.edu/dspace/bitstream/handle/10161/1400/McKenzie%20Scott.pdf?sequence=1)
- Murcia, D.-R. F., Borba, J. A., e Schiehl, E. (2008). Relevância dos red flags na avaliação do risco de fraudes nas demonstrações contábeis: a percepção de auditores independentes brasileiros. *Revista Universo Contábil*, 4 (1), 25-45.

Retrieved from <http://www.redalyc.org/pdf/1170/117016814003.pdf>

Olszewski, D. (2014). Fraud detection using self-organizing map visualizing the user profiles. *Knowledge-Based Systems*, 70, 324–334. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2014.07.008>

Ordem dos Revisores Oficiais de Contas. Estatuto da Ordem dos Revisores Oficiais de Contas (2015). Portugal. Retrieved from <http://www.oroc.pt/>

Panigrahi, S., Kundu, A., Sural, S., & Majumdar, A. K. (2009). Credit card fraud detection: A fusion approach using Dempster-Shafer theory and Bayesian learning. *Information Fusion*, 10(4), 354–363. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2008.04.001>

Pereira, S. (2015). *A fraude fiscal como representação social. Faculdade de Psicologia e Ciências da Educação* (Vol. Nº 46/2015). Retrieved from <http://www.gestaodefraude.eu>

Pinheiro, G. J., & Cunha, L. R. S. (2003). A importância da auditoria na detecção de fraudes. *Contab. Vista & Revista*, 14, 31–47. Retrieved from http://internet.sefaz.es.gov.br/informacoes/arquivos/publicacoes/publicacao_11.pdf

PricewaterhouseCoopers. (2009). The Global Economic Crime Survey. 1-24. Retrieved from <https://www.pwc.com/gx/en/economic-crime-survey/pdf/global-economic-crime-survey-2009.pdf>

Sahin, Y., e Duman, E. (2011). Detecting credit card fraud by ANN and logistic regression. *International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications*, (June 2011), 315–319. <https://doi.org/10.1109/INISTA.2011.5946108>

Segundo, A. D. C. M. (2016). *Determinantes da Fraude Financeira: a relação entre os aspectos de racionalidade e a desonestidade*. Dissertação de Mestrado. Retrieved from http://repositorio.unb.br/bitstream/10482/20911/1/2016_AgamenondaCostaMeloSegundo.pdf

Singleton, T. W., e Singleton, A. J. (2010). *Fraud Auditing and Forensic Accounting* (Fourth Edi). John Wiley & Sons, Inc.

Soltaniziba, S., & Balafar, M. A. (2015). The Study of Fraud Detection in Financial and Credit Institutions with Real Data, 5(2), 30–36. <https://doi.org/10.5923/j.computer.20150502.02>

Sujitha, M. J., & Kumari, K. R. (2012). The Credit Card Fraud Detection Analysis With Neural Network Methods, 8491, 959–963. Retrieved from <http://www.ijcst.com/vol31/5/a604.pdf>

- Tarjo, e Herawati, N. (2015). Application of Beneish M-Score Models and Data Mining to Detect Financial Fraud. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 211(September), 924–930. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2015.11.122>
- Tasoulis, D. K., Weston, D. J., Adams, N. M., e Hand, D. J. (2008). Mining Information from Plastic Card Transaction Streams. *18th International Conference on Computational Statistics*, 315–322. Retrieved from <http://yaroslavvb.com/papers/tasoulis-mining.pdf>
- Thiprungsri, S., e Vasarhelyi, M. a. (2011). Cluster analysis for anomaly detection in accounting. *The International Journal of Digital Accounting Research*, 11(June 2010), 69–84. <https://doi.org/10.4192/1577-8517-v11>
- Tota, I., Aliaj, A., e Lamçja, J. (2016). The use of Benford's Law as a Tool for Detecting Fraud in Accounting Data, *III*(1), 73–77. Retrieved from http://www.uamd.edu.al/new/wp-content/uploads/2016/10/11.-I.Tota_.pdf
- Tuyls, K., Maes, S., e Vanschoenwinkel, B. (2001). Credit Card Fraud Detection Using Bayesian and Neural Networks, (July). Retrieved from <https://www.researchgate.net/publication/254198382>
- Vasarhelyi, M. A., e Issa, H. (2011). Application of Anomaly Detection Techniques to Identify Fraudulent Refunds. *SSRN Working Papers Series*, 1–19. <https://doi.org/10.2139/ssrn.1910468>
- West, J., e Bhattacharya, M. (2016). Intelligent financial fraud detection: A comprehensive review. *Elsevier*, 57, 47–66. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2015.09.005>
- Wolfe, D. T., e Hermanson, D. R. (2004). The Fraud Diamond : Considering the Four Elements of Fraud. *CPA Journal*, 74(12), 38–42. Retrieved from <http://eds.b.ebscohost.com/eds/pdfviewer/pdfviewer?vid=2&sid=81f140e6-ed04-414b-81b9-6fdcdaf084ab%40sessionmgr101>
- Zhou, W., e Kapoor, G. (2011). Detecting evolutionary financial statement fraud. *Decision Support Systems*, 50(3), 570–575. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.08.007>